

Departamento de Economía

Tipo de documento: Tesis de posgrado



Maestría en Econometría

Revisión de un modelo de economía pequeña y abierta. Aplicación para el caso colombiano

Autorías: Cruz Pinzón, Catherine

Fecha: 2016

¿Cómo citar este trabajo?

Cruz Pinzón, C. (2016). *"Revisión de un modelo de economía pequeña y abierta. Aplicación para el caso colombiano"*. [Tesis de Maestría. Universidad Torcuato Di Tella]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/14354>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la **Universidad Torcuato Di Tella** bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional
Dirección: <https://repositorio.utdt.edu>



REVISIÓN DE UN MODELO DE ECONOMÍA PEQUEÑA Y ABIERTA APLICACIÓN PARA EL CASO COLOMBIANO

TESIS PARA APLICAR AL TÍTULO DE MAESTRÍA EN
ECONOMETRÍA

CATHERINE CRUZ PINZÓN – 10H229
UNIVERSIDAD TORCUATO DITELLA
Buenos Aires. 2016

Revisión de un modelo de economía pequeña y abierta - aplicación para el caso colombiano

Introducción

¿Es coherente aplicar el modelo clásico de una pequeña economía abierta para Colombia, siendo una economía emergente?

Dar respuesta a esta pregunta es importante porque a través de un análisis de los ciclos económicos, se logra una mayor comprensión del comportamiento de las variables macroeconómicas y con ellas de la dinámica económica actual.

Para responderla, la propuesta metodológica a seguir consiste en aplicar el modelo de una pequeña economía abierta al caso colombiano, a la luz del análisis realizado por Javier García-Cicco, Roberto Pancrazi y Martín Uribe, (2006) en su documento "Real Business Cycles in Emerging Countries?".

Teniendo en cuenta que en el documento base se sigue la técnica de estimación bayesiana, manteniendo la hipótesis de expectativas racionales y utilizando los métodos expuestos en Blanchard Kahn [1980] y King Plosser Rebelo [1990] que citan los autores del documento a replicar. Para llevar a cabo este proceso, se realiza la calibración de algunos de los parámetros para caracterizar de manera específica la economía colombiana.

Una vez se logre replicar el modelo básico, se procede a la estimación de un segundo modelo, que considera además de los parámetros básicos, parámetros referentes a fricciones financieras. Se busca evaluar el performance de los modelos, determinando si los niveles de volatilidad y correlaciones son los esperados. Según las conclusiones que se muestran en el documento base, los autores refieren que el modelo básico es insuficiente para representar las particularidades de países emergentes, entre ellos Argentina y México, razón por la que se prueba el segundo modelo. Con respecto a la ventana de tiempo, para Colombia se revisan las variables durante el periodo de 1925 a 2005 por disponibilidad de la información y fiabilidad de la misma.

En la primera sección se revisará el comportamiento general de los ciclos económicos en los países emergentes en términos generales, se definirán las características de la muestra a analizar y la función de autocorrelación de la balanza comercial, punto importante para evaluar el modelo. En la segunda sección se hablará del modelo a seguir, se detallarán las ecuaciones a resolver y los supuestos. En la tercera sección se mencionará la teoría referente a la metodología a seguir, para lo cual se cita a David N. DeJong y Chetan Dave (2011) para explicar cómo se usa un modelo de ciclos económicos reales como fuente de información previa para el pronóstico. En la cuarta sección se aplica el modelo al caso colombiano, sección en la que se expondrán los valores asignados a los parámetros durante la calibración. En la quinta sección se presenta el modelo alternativo que adiciona fricciones financieras al modelo RBC básico, comparando su "performance" con respecto al modelo básico. Por último se generan las conclusiones. En el anexo se

presentan los resultados adicionales obtenidos con los modelos y las gráficas correspondientes.

I. Ciclos económicos en países emergentes: 1900–2005

Lo usual para el análisis de ciclos económicos en países desarrollados, es que los estudios se concentren en el periodo previo a la Segunda Guerra Mundial, enfatizando en los años de la gran depresión o en el periodo posterior. Una de las razones de esta separación, es que la volatilidad de dichos ciclos cayó de manera significativa en los países industrializados en la segunda mitad del siglo 20.

En contraste, en los países emergentes, de manera general, los ciclos económicos no presentan un comportamiento significativamente diferente después de la segunda guerra mundial, se puede ilustrar este hecho con las figuras 1 y 2, las cuales muestran la evolución del producto de Estados Unidos (figura 1) y en Argentina y Colombia (figura 2), para el periodo 1905 a 2005. Los gráficos representan el logaritmo del PIB per cápita y una tendencia cubica asociada.

En Estados Unidos, la primera mitad del siglo 20 es dominada por la gran depresión y se define como altamente volátil, comparada con el periodo posterior que se presenta muy poco fluctuante, la diferencia es de más de 2 puntos porcentuales en la volatilidad como se observa en la tabla 1. Por otra parte, para Colombia y Argentina, la volatilidad del crecimiento del producto per-cápita es prácticamente igual en el periodo preguerra y pos-guerra¹, las diferencias son de menos de la mitad de un punto porcentual.

Tabla 1. Volatilidad de la tasa de crecimiento del producto

Desviación estándar tasas de crecimiento PIB ²	1905-1950	1951-2005
USA	3,2	1,0
Argentina	5,4	5,1
Colombia	1,0	0,9

Para caracterizar la dinámica de los ciclos económicos en los países emergentes con respecto a los desarrollados, se señalan tres puntos que ilustran los autores:

Primero, en el periodo 1900–2005, la tasa de crecimiento del producto es igual de volátil en el grupo de países latinoamericanos como en el grupo de países desarrollados, la desviación estándar de la tasa de crecimiento del logaritmo del producto sin tendencia, es cercana al 10% para ambos grupos.

¹ Javier García-Cicco, Roberto Pancrazi and Martín Uribe, 2006. "Real Business Cycles in Emerging Countries?" NBER Working Papers 12629, National Bureau of Economic Research, Inc.

² Nota: para generar la tabla 1, para Colombia las cifras a analizar van desde 1905 al 2005 se utilizaron los datos proporcionados por los autores del documento base.

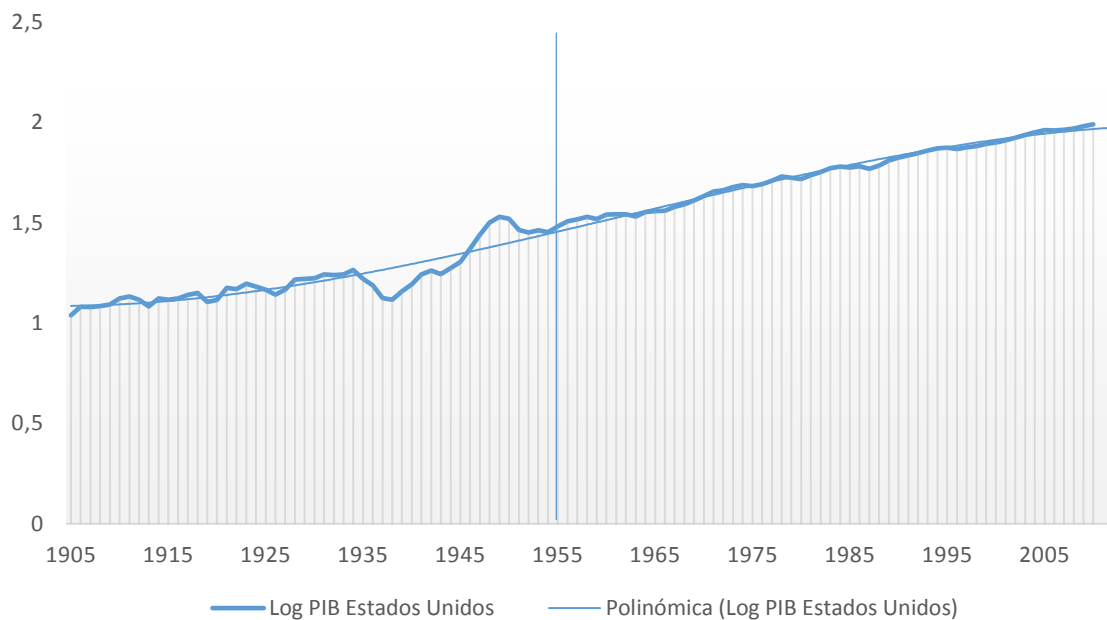


Figura 1

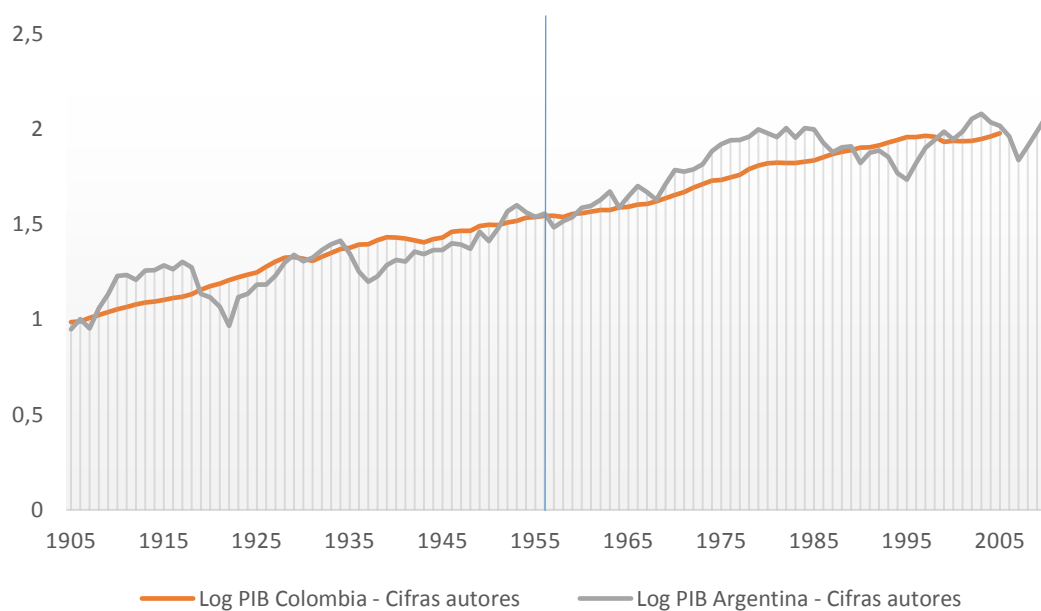


Figura 2

Segundo, en el grupo de economías de América Latina, los ciclos económicos son volátiles en el periodo 1900–1945 como en el periodo 1946–2005, con promedio de desviaciones estándar de 10.1 a 9.8% respectivamente. En contraste, en el grupo de países desarrollados los ciclos económicos son significativamente más volátiles en el periodo 1900–1945 que en el periodo 1946–2005, con desviaciones estándar promedio de 12.7% frente a 7.2% respectivamente. Dato que es la extensión de lo ya observado para Estados Unidos, Colombia y Argentina.

Tercero, el periodo 1980 a 2005 contiene únicamente entre uno y medio y dos ciclos para la mayoría de economías de América Latina, este hecho sugiere que si se evidencia la importancia de los shocks de productividad permanentes como los móviles de los ciclos económicos en países emergentes, limitar el análisis empírico al periodo posterior a 1980, como sugieren algunos estudios recientes, puede ser problemático. La evidencia empírica sirve como motivación para focalizarse en una muestra grande en este análisis.¹

A. La función de autocorrelación de la balanza comercial

Cuando se observa crecimiento en los países emergentes, se observan también grandes caídas en la balanza comercial. Por tanto, uno de los puntos a verificar es si el modelo RBC puede capturar los movimientos observados de la variable sobre el ciclo económico.

Se revisará entonces el desempeño del modelo al representar la función de autocorrelación de la balanza comercial de manera específica. Con respecto a esta función, para los países emergentes, García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006), señalan que el patrón a destacar, es el de una función de autocorrelación con pendiente descendente, con una autocorrelación de primer orden cercana a 0.65 y que tiende a 0 monótonicamente al 4 o 5 orden. La figura 5 es tomada del documento base para ilustrar la función de autocorrelación de la balanza comercial de 16 países emergentes para los cuales se confirma este hecho. En el eje x se muestra el orden de la correlación.

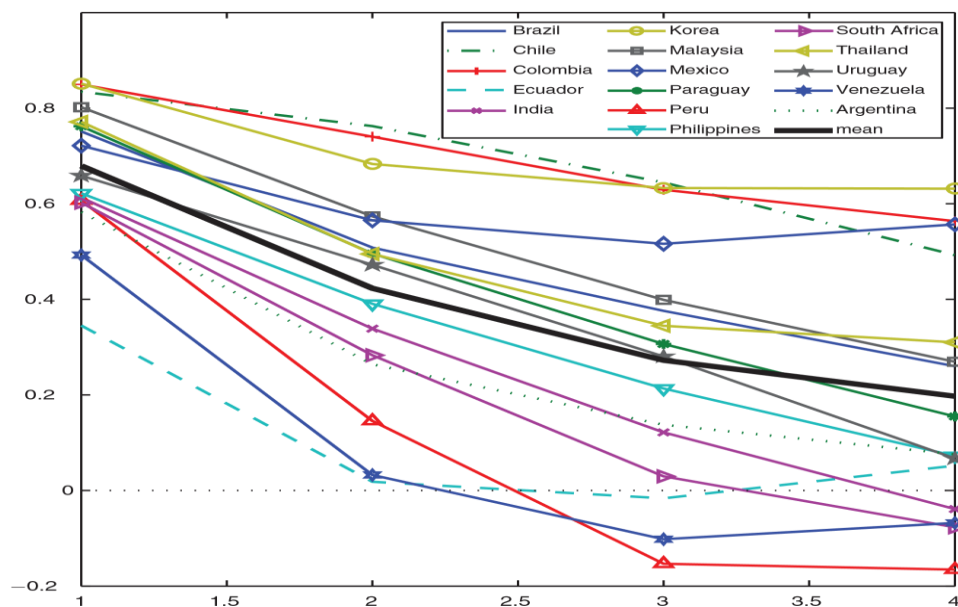


Figura 3 La función de autocorrelación de la balanza comercial en Países emergentes²

¹ Javier García-Cicco, Roberto Pancrazi and Martín Uribe, 2006. "Real Business Cycles in Emerging Countries?" NBER Working Papers 12629, National Bureau of Economic Research, Inc.

² Fuente del gráfico: Javier García-Cicco, Roberto Pancrazi and Martín Uribe, 2006. "Real Business Cycles in Emerging Countries?" NBER Working Papers 12629, National Bureau of Economic Research, Inc.

B. Segundos momentos: Colombia 1925–2005

Para construir la muestra, se empalmaron series de inversión, y consumo y se tomaron los datos referenciados por los autores para la balanza comercial y el producto. Las cifras fueron obtenidas a partir de la información de cuentas nacionales y departamentales publicadas por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) y de las series estadísticas publicadas por el grupo de estudios de crecimiento económico colombiano del Banco de la República (GRECO, 1999). La tabla 2 muestra los segundos momentos empíricos de las variables mencionadas para Colombia en el periodo 1925-2005.

Como se puede apreciar en la tabla, para Colombia como para Argentina, el crecimiento del consumo per-cápita es más volátil que el crecimiento del producto per-cápita. El crecimiento de la inversión bruta es muy volátil, sus desviaciones estándar son aproximadamente 8 veces las de la tasa de crecimiento del producto.

La balanza comercial es poco volátil comparada con la volatilidad de la inversión y su correlación con la tasa de crecimiento del producto es positiva, pero muy baja y no significativa, tomando un nivel de significancia de 0.05. La tasa de crecimiento de la inversión y del consumo, están correlacionadas negativamente con la tasa de crecimiento de la balanza comercial, al igual que para Argentina. La autocorrelación de primer orden del crecimiento de la balanza comercial es positiva y muy cercana a 1. Y finalmente, la autocorrelación de primer orden del crecimiento del producto es baja, aunque positiva y significativa.

Tabla 2. Momentos obtenidos para Colombia 1925-2005

Data	g_y	g_c	g_{inv}	tby
Standard Deviations:	1,05	2,61	8,65	3,18
Correlation with g_y:	-	,58	,33	,05
Correlation with tby:	-	-,12	-,21	-
First Order Autocorr.:	0,313	-,206	-,150	,833

Nota: g_y , g_c y g_{inv} hacen referencia a tasas de crecimiento del producto per cápita, consumo per cápita e inversión per cápita, respectivamente, tby hace referencia a la balanza comercial. Los datos son anuales y las fuentes se señalan en el documento.

II. El modelo RBC utilizado

Siguiendo el documento base, el modelo teórico a seguir es el de una pequeña economía abierta como la presentada en Stephanie Schmitt Grohé and Uribe (2003), ampliada con shocks de productividad permanente como en Aguiar and Gopinath (2007). La función de tecnología de producción toma la forma:

$$(1) Y_t = a_t K_t^\alpha (X_t h_t)^{1-\alpha},$$

Los datos son anuales. Las muestras son: Argentina, 1900–2005; Brasil, 1947–2007; Chile, 1967–2007; Colombia, 1925–2007; Ecuador, 1950–2006; India, 1950–2007; Corea del Sur, 1953–2006; Malasia, 1955–2007; México, 1900–2005; Paraguay, 1953–2008; Perú, 1950–2007; Pilipinas, 1948–2007; África del Sur, 1950–2006; Tailandia, 1950–2007; Uruguay, 1955–2007; y Venezuela, 1950–2007.

Donde Y_t es el producto en el periodo t , K_t es el capital en el periodo t , h_t son las horas trabajadas en el periodo t , y a_t y X_t representan los shocks de productividad.

La interpretación que se hace de estas dos fuentes de volatilidad agregada no está limitada a variaciones exógenas en la tecnología, incluye otras perturbaciones que podrían afectar la productividad total de los factores, como son los shocks de términos de comercio. Las variables escritas en mayúsculas, son las que contienen tendencia al equilibrio y las que están en minúscula denotan las variables que no presentan tendencia al equilibrio. ¹

Se establece como supuesto que el shock de productividad a_t sigue un proceso autorregresivo de primer orden:

$$\ln a_{t+1} = \rho_a \ln a_t + \epsilon_{t+1}^a; \quad \epsilon_t^a \sim N(0, \sigma_a^2)$$

El shock de productividad X_t no es estacionario. La tasa de crecimiento bruta de X_t se denota como:

$$g_t \equiv \frac{X_t}{X_{t-1}}$$

Se asume que el logaritmo de g_t sigue un proceso autorregresivo de primer orden de la forma:

$$\ln(g_{t+1}/g) = \rho_g \ln(g_t/g) + \epsilon_{t+1}^g; \quad \epsilon_{t+1}^g \sim N(0, \sigma_g^2)$$

El parámetro g mide la tasa de crecimiento bruta determinística del factor de productividad X_t . Los parámetros $\rho_a, \rho_g \in [0, 1)$ determinan la persistencia de a_t y g_t , respectivamente.

Los hogares enfrentan la siguiente restricción de presupuesto cada periodo:

$$(2) \quad \frac{D_{t+1}}{1+r_t} = D_t - Y_t + C_t + I_t + \frac{\phi}{2} \left(\frac{K_{t+1}}{K_t} - g \right)^2 K_t$$

Donde D_{t+1} denota el stock de deuda adquirida en el periodo t , r_t denota la tasa de interés doméstica que se presentó entre los periodos t y $t+1$, c_t es el consumo, i_t es la inversión bruta, y el parámetro ϕ representa los ajustes cuadráticos de los costes de capital. El stock de capital sigue la siguiente ley de movimiento:

$$(3) \quad K_{t+1} = (1 - \delta)K_t + i_t,$$

Donde $\delta \in [0, 1)$, denota la tasa de depreciación del capital.

Para introducir la independencia del estado estacionario desde las condiciones iniciales, se supone que el país enfrenta una tasa de interés de deuda elástica "premium". Específicamente, la tasa de interés doméstica se considera como la

¹ Javier García-Cicco, Roberto Pancrazi and Martín Uribe, 2006. "Real Business Cycles in Emerging Countries?" NBER Working Papers 12629, National Bureau of Economic Research, Inc.

suma de la tasa de interés global r_0 , que se supone constante y una tasa país “premium”:

$$r_t = r^* + \psi(e^{\bar{D}_{t+1}/X_t - \bar{d}} - 1)$$

La variable D es exógena, \tilde{D}_t denota el nivel agregado de la deuda externa per cápita. En equilibrio, para los hogares \tilde{D}_t se describe como:

$$\tilde{D}_t = D_t$$

Los consumidores están sujetos a una restricción de esquema no-Ponzi:

$$\lim_{j \rightarrow \infty} E_t(D_{t+j} / \pi_{s=0}^j (1 + r_s)) \leq 0$$

Los hogares buscan maximizar la función de utilidad dada por:

$$(4) E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \frac{[C_t - \theta \omega^{-1} X_{t-1} h_t^\omega]^{1-\gamma} - 1}{1-\gamma}$$

Sujeta a (1) – (3) y la restricción de juego no-Ponzi, tomando como dado el proceso a_t, X_t, r_t y las condiciones iniciales K_0 and $D-1$. Las condiciones de optimización de los hogares y el conjunto completo de condiciones de equilibrio estacionario se describen en García-Cicco, Pancrazi, y Uribe (2009).

Una vez presentado el sistema de ecuaciones del modelo referencia a resolver, se pasa a revisar la metodología a seguir para resolverlo.

III. Métodos bayesianos

La resolución del sistema de ecuaciones, en el cual se basa el modelo referencia, puede hacerse por varios caminos. Sin embargo, la adopción de métodos bayesianos facilita la incorporación formal de información previa de manera directa al modelo. Como explican DeJong y Dave (2011), la razón es que desde la perspectiva bayesiana, los parámetros son interpretados como variables aleatorias. En la etapa de estimación, el objetivo es hacer los supuestos de probabilidades condicionales con respecto a la parametrización del modelo. Se arman entonces las condiciones teniendo en cuenta tres aspectos: la estructura del modelo, los datos observados, y un supuesto de distribución inicial especificada para los parámetros o “prior”¹.

La estructura del modelo y los datos observados se combinan para formar una función de probabilidad. Uniendo la función de probabilidad con una distribución “prior” y usando la regla de Bayes, se produce una distribución asociada posterior. Bajo la perspectiva Bayesiana, la función de probabilidad y la distribución posterior pueden ser usadas para evaluar la plausibilidad relativa de parametrizaciones

¹ De aquí en adelante se le denominara de esa forma.

alternativas del modelo¹. La incorporación de información “prior” no es lo que diferencia el análisis clásico del bayesiano, el punto de diferencia es la interpretación probabilística de los parámetros bajo la perspectiva bayesiana.

En términos generales, los procedimientos bayesianos han sido aplicados al análisis de los modelos de equilibrio general dinámico estocástico (por sus siglas en inglés, DSGE) en búsqueda de tres objetivos empíricos distintos: primero, para implementar en dichos modelos una fuente de información “prior” con respecto a la parametrización de modelos de forma reducida.

Segundo, se han usado para facilitar la estimación directa de estos modelos de equilibrio general dinámico estocástico y al implementar modelos estimados en la búsqueda de varios objetivos empíricos. Uno de estos últimos ha sido la medición indirecta de aspectos inobservables de la actividad macroeconómica. Y tercero, se han usado para facilitar la comparación de modelos como una alternativa a la metodología clásica de testeo de hipótesis. En el contexto bayesiano, la comparación de modelos se facilita por medio del análisis “posterior odds”, ya que este transmite probabilidades relativas asignadas a los modelos que compiten, calculadas condicionalmente por los “priors” dados y por los datos. Estos son sencillos de calcular e interpretar incluso en casos donde todos los modelos que compiten no sean los correctos².

a. Metodología

Las funciones de probabilidad dan la base a la inferencia estadística para la aproximación bayesiana y clásica. Se parte de un modelo estructural A dado con parámetros que estarán en el vector M . La aproximación del modelo genera un vector con los parámetros notado como $\Lambda(\mu)$, con un supuesto de distribución asociada a los errores incluidos en el modelo, presentando una función de probabilidad asociada (DeJong y Dave, 2011).

X denota la muestra de observaciones en las variables observadas en el sistema, la función de probabilidad está escrita como $L(X|\mu, A)$. Esta notación garantiza el mapeo desde μ al vector Λ , ya que μ sirve como el foco primario del análisis. Trabajando con un único modelo, se garantiza la dependencia de la función de probabilidad en A , y la función será escrita como $L(X|\mu)$.

Desde la perspectiva clásica, los parámetros son interpretados como fijos pero con entidades desconocidas, y la función de probabilidad es interpretada como una distribución de muestreo de los datos. La realización de X es interpretada como una de las muchas posibles realizaciones que se podrían obtener desde $L(X|\mu)$. Las inferencias con respecto a la especificación de μ , se centran en las declaraciones con respecto a las probabilidades asociadas a las observaciones particulares de X para valores dados de μ .

¹ “El uso de la función de máxima verosimilitud da voz exclusiva los datos; el uso de la distribución posterior da voz a los datos y al investigador.”, DeJong D. y Dave C. (2011).

² (DeJong y Dave, 2011, pág. 352)

Desde una perspectiva bayesiana, la observación X se toma como dada, y las inferencias están dadas con relación a la especificación de μ , que se denota como $\pi(\mu)$.

Para poder introducir $\pi(\mu)$ dentro del análisis, hay que recordar la definición de probabilidad condicional, según la cual, la probabilidad conjunta de (X, μ) puede ser calculada como:

$$p(X, \mu) = L(X|\mu)\pi(\mu) \quad 5.$$

O cambiando los roles de μ y X :

$$p(X, \mu) = P(\mu|X)p(X) \quad 6.$$

En la ecuación 5, la función de probabilidad representa el cálculo de la probabilidad condicional, condicionando con respecto a μ , $\pi(\mu)$ asigna probabilidades a valores específicos de μ . En la ecuación 6, $P(\mu|X)$ se usa para representar el cálculo de la probabilidad condicional, condicionando con respecto a X , $p(X)$ asigna probabilidades a valores específicos de X . Igualando las ecuaciones 5 y 6, eliminando $p(X, \mu)$ y resolviendo para $P(\mu|X)$ se genera la regla de Bayes:

$$P(\mu|X) = \frac{L(X|\mu)\pi(\mu)}{p(X)} \propto L(X|\mu)\pi(\mu) \quad 7.$$

Donde $p(X)$ es una constante desde el punto de vista de la distribución para μ . En la ecuación 7, $P(\mu|X)$ es la distribución posterior y es condicional en X , el "prior" $\pi(\mu)$, asigna probabilidades a valores alternativos de μ , esta distribución es el foco central del análisis bayesiano.

El objetivo típico del análisis bayesiano incluye el cálculo del valor condicional esperado de una función de los parámetros $g(\mu)$:

$$E[g(u)] = \frac{\int g(u)P(\mu|X) d\mu}{\int P(\mu|X) d\mu} \quad 8.$$

El denominador incluido en (8.), muestra el caso general en el cual $p(X)$ en (7.) es desconocido, y así $P(\mu|X)$ no se integra a (5.) Este objetivo cubre un amplio rango de casos, dependiendo de la especificación de $g(\mu)$.

Por ejemplo, si $g(\mu)$ es la función identidad, entonces (8.) muestra la media "posterior" de μ .

Si $g(\mu)$ es una indicadora sobre un pequeño intervalo para μ^j , el elemento j -ésimo de μ (por ejemplo $g(\mu)=1$ para $\mu^j \in [\underline{\mu}^j, \bar{\mu}^j]$), y 0 en otro caso), entonces asignando indicadoras sobre cada elemento de μ , se podrían construir de funciones de densidad marginales predictivas por cada parámetro estructural del modelo señalado. Las funciones de densidad marginales predictivas para funciones adicionales tales como funciones impulso respuesta, densidades predictivas y observaciones de series de tiempo de variables inobservables incluidas en el

modelo estructural, pueden ser construidas análogamente. Independientemente de la especificación de $g(\mu)$, $E[g(u)]$ es el promedio ponderado de $g(\mu)$, con ponderación asignada a cada valor de μ , determinada conjuntamente con los datos, a través de la función de probabilidad, y el “prior” (DeJong y Dave, 2011).

En general, no es posible calcular $E[g(u)]$ analíticamente, por lo que se usan métodos numéricos para aproximar las integrales que aparecen en (8.). En el caso más simple, es posible simular dibujos aleatorios de μ usando directamente la distribución posterior $P(\mu|X)$.

En este caso, (8.) se puede aproximar vía integración directa Montecarlo, μ_i es la secuencia i -ésima de N dibujos obtenidos desde $P(\mu|X)$. Por la ley de los grandes números:

$$\bar{g}_N = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N g(\mu_i) \rightarrow E[g(\mu)] \quad 9.1$$

El error estándar numérico asociado con \bar{g}_N es $1/\sqrt{N}$ veces la desviación estándar de $g(\mu)$:

$$s. e. (\bar{g}_N) = \frac{\sigma(g(\mu))}{\sqrt{N}} \quad 10.$$

Definiendo $\bar{\sigma}_N(g(\mu))$ como la desviación estándar muestral de $g(\mu)$,

$$\bar{\sigma}_N(g(\mu)) = \left[\left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N g(\mu_i)^2 - \bar{g}_N^2 \right]^{1/2} \quad 11.$$

$s. e. (\bar{g}_N)$ se estima en la práctica usando:

$$s. e. (\bar{g}_N) = \frac{\bar{\sigma}_N(g(\mu))}{\sqrt{N}} \quad 12.$$

Una elección típica para N es 10.000, caso en el cual $1/\sqrt{N} = 1\%$.

b. Usando un modelo de ciclos económicos como una fuente de información “prior” para el pronóstico

El objetivo del uso de modelos estructurales como una fuente de información “prior” en el análisis de modelos en forma reducida, es la generación de pronóstico. El objetivo es pronosticar el producto usando una especificación autorregresiva con raíz unitaria no estacionaria. Siguiendo a DeJong y Dave (2011), distintas versiones de esta especificación dan un modelo de referencia común para comparar los modelos de pronóstico alternativos.

¹ → indica convergencia en probabilidad.

Una motivación para introducir un modelo estructural dentro de tal análisis es que los modelos autorregresivos, frente a aquellos homólogos con vectores multivariados autorregresivos, tienden a producir errores de pronóstico grandes. Una respuesta a este problema incluye el uso de la distribución “prior” como una forma de imponer restricciones a los parámetros en el modelo, lo cual ha demostrado efectividad en mejorar la precisión del pronóstico.

El modelo de ciclos reales, que se va a usar como información “prior”, está dado por:

$$\Delta y_t = \underline{\rho}_0 + \underline{\rho}_1 \Delta y_{t-1} + \underline{\rho}_2 \Delta y_{t-2} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim iid N(0, \sigma^2); \quad 13.$$

Δy_t es la primera diferencia del producto, y se define una especificación AR(2). Como ilustran DeJong y Dave (2011), aunque los pronósticos generados por este modelo tienden a ser precisos, también tenderán a ser imprecisos en lo que respecta a cubrir los intervalos de las densidades predictivas.

Hay diversas representaciones de (13.) en forma compacta, sin embargo, la que se encuentra al expresar el modelo AR (2) para Δy_t en términos de una regresión estándar, se elige como la más conveniente para la explicación a realizar:

$$y = X\underline{\beta} + v, \quad 17.$$

Donde:

$$y = [\Delta y_2 \ \Delta y_3 \ \dots \ \Delta y_T]',$$

$$\underline{\beta} = [\underline{\rho}_0 \ \underline{\rho}_1 \ \underline{\rho}_2],$$

Este es un caso especial de la especificación de la forma reducida que involucra una única variable en vez de una colección de n variables.

Específicamente, la distribución condicional posterior para $\underline{\beta}$ es la normal.

$$P(\underline{\beta} | \sigma^2) \sim N(\underline{\hat{\beta}}, \sigma^2 (X'X)^{-1}), \quad 18.$$

Donde $\underline{\hat{\beta}}$ es la estimación OLS de $\underline{\beta}$. Entonces definiendo:

$$\hat{h} = (y - X\underline{\hat{\beta}})' (y - X\underline{\hat{\beta}}),$$

La distribución de σ^2 es ahora un Gamma invertido:

$$P(\sigma^2) \sim IG(\hat{h}, \tau), \quad 19.$$

Donde τ representa los grados de libertad: $\tau = T - k$.

Se obtienen realizaciones “artificiales” de σ^2 desde una distribución Gamma invertida¹, teniendo en cuenta que:

$$\hat{s} = \left(\frac{1}{T - k} \right) (y - X\hat{\beta})' (y - X\hat{\beta})$$

Es un único valor en vez de una matriz. Así dadas las estimaciones OLS de $\hat{\beta}$ y de \hat{h} , $E(g(\underline{\beta}))$ puede ser obtenida con el siguiente método:

Se obtiene un gráfico de σ_i^2 desde $IG(\hat{h}, \tau)$, obteniendo una realización de $\underline{\beta}_i$ desde $P(\underline{\beta} | \sigma^2)$.

Luego se calcula $g(\underline{\beta}_i)$, y aproxima $E(g(\underline{\beta}))$ calculando el promedio muestral \bar{g}_N sobre N replicas.

El objeto de interés en esta aplicación es la densidad predictiva. Para facilitar la notación, sea:

$$\Theta = [\underline{\beta}' \ \sigma^2]$$

Recoge el conjunto completo de parámetros asociados con (13.), así que:

$$P(\Theta) \propto P(\underline{\beta} | \sigma^2) P(\sigma^2).$$

Entonces,

$$\tilde{y} = [y_{T+1} \ y_{T+2} \ \dots \ y_{T+J}]'$$

es un vector J de observaciones futuras de y_t . Por la regla de Bayes, la distribución posterior conjunta de \tilde{y} y Θ está dada por:

$$P(\tilde{y}, \Theta) = P(\tilde{y} | \Theta) P(\Theta) \quad 20.$$

Y la densidad predictiva de \tilde{y} es obtenida al integrar (20.) con respecto a Θ :

$$P(\tilde{y}) = \int_{\Theta} P(\tilde{y} | \Theta) P(\Theta) d\Theta \quad 21.$$

Entonces, al integrar sobre Θ , la densidad predictiva resultante no está condicionada a una parametrización dada del modelo sino a los datos.

En esta aplicación, el algoritmo por aproximación (21.) trabaja de la siguiente forma: primero, (13.) se estima vía MCO, flexibilizando $\hat{\beta}$ y \hat{h} .

¹ DeJong, D. N., y Dave, C., definen el algoritmo para encontrar las realizaciones de σ^2 en detalle en DeJong, D. N., y Dave, C. (2011).

Con $\tau = T - k$, se parametriza la distribución gamma normal invertida sobre σ^2 y $\underline{\beta}$ definida previamente, estos parámetros son usados para generar gráficos de σ_i^2 y $\underline{\beta}_i$.

Para obtener una realización, dada una secuencia de errores $[\bar{u}_{iT+1} \ u_{iT+2} \ \dots \ u_{iT+J}]$, se obtiene desde una distribución $N(0, \sigma_i^2)$, y $\underline{\hat{\beta}}_i$ representa a $[\rho_{i0} \ \rho_{i1} \ \rho_{i2} \ \rho_{i3}]$. Estos valores, se introducen dentro del modelo para obtener una muestra de realizaciones de \tilde{y} . Los histogramas que compilan más de 10000 réplicas de este proceso para cada elemento de \tilde{y} , aproximan las densidades predictivas que se buscan. Las medias de estas densidades dan pronósticos y medidas asociadas de precisión, con intervalos del 95% de confianza.

El método general empleado para introducir información “prior” dentro del análisis, usando el modelo de ciclos económicos reales como fuente es el siguiente:

Los parámetros estructurales incluidos en el modelo son: la proporción del producto que es capital α ; el factor de descuento subjetivo $\beta = \frac{1}{1+\rho}$, donde ρ es la tasa de descuento subjetiva; el grado de aversión al riesgo relativo ϕ ; la participación del consumo (relativo al ocio) de utilidad instantánea φ ; y la tasa de depreciación de capital físico δ , el parámetro AR especificado por el shock de productividad ρ ; y la desviación estándar de innovaciones al shock de productividad σ . Colocando estos parámetros dentro del vector μ , la metodología comienza con la especificación de una distribución “prior” $\pi(\mu)$.

Es de anotar que el modelo desarrollado por los autores del documento base, y replicado en este trabajo, puede nombrar y notar los parámetros de forma diferente, por lo que esta referencia debe tomarse solo para explicar el procedimiento en términos generales.

El objetivo es mapear el “prior” de μ dentro de un “prior” sobre los parámetros θ del modelo de forma reducida. Para la representación dada μ_i desde $\pi(\mu)$, esto se realiza de la siguiente forma: primero el modelo se resuelve flexibilizando una especificación parametrizada para las variables del modelo x_t :

$$x_t = F_i x_{t-1} + e_t, \quad e_t \sim N(0, Q_i) \quad 22.$$

Después, una realización simulada $\{e_{it}\}_{t=1}^{T^*}$ se obtiene con distribución $N(0, Q_i)$, que con $x_0 = 0$ es introducido dentro de (22.) y se produce una realización simulada de $\{x_{it}\}_{t=1}^{T^*}$. La realización simulada del producto $\{y_{it}\}_{t=1}^{T^*}$ que se busca, es obtenida aplicando una matriz de observaciones H, apropiadamente definidas a la secuencia de realizaciones de x_{it} : $y_{it} = H' x_{it}$.

Dado $\{y_{it}\}_{t=1}^{T^*}$, el siguiente paso es usar estas observaciones para estimar el modelo AR (2) (13.) por MCO.

Usando el modelo MCO estándar (17.), se generan los siguientes términos:

$$\hat{\beta}_i, (X_i'X_i),$$

$$\hat{h}_i = (y - X\hat{\beta})'(y - X\hat{\beta})$$

Junto con $\tau^* = T^* - k$, estos términos sirven para parametrizar la distribución “prior” normal gama invertida asociada con μ_i :

$$P(\beta|\sigma^2) = N(\hat{\beta}_i | \sigma^2(X_i'X_i)^{-1}), \quad 23.$$

$$P(\sigma^2) \sim IG(\hat{h}_i, \tau^*), \quad 24.$$

Combinando estas distribuciones con la distribución normal gama invertida (18.) y (19.) los datos, se obtienen las distribuciones modificadas:

$$P(\beta|\sigma^2) \sim N(\beta^P | \sigma^2(X'X + X_i'X_i)^{-1}), \quad 25.$$

$$P(\sigma^2) \sim IG(h^P, \tau + \tau^*), \quad 26.$$

Donde:

$$\beta^P = [\sigma^{-2}(X'X + X_i'X_i)]^{-1}[(\sigma^{-2}X'X)\hat{\beta} + (\sigma^{-2}X_i'X_i)\hat{\beta}_i] \quad 27.$$

$$H^P = \hat{h}_i + \hat{H} + (\hat{\beta} - \hat{\beta}_i)'(X_i'X_i)(X'X + X_i'X_i)^{-1}(X'X)(\hat{\beta} - \hat{\beta}_i) \quad 28.$$

Las densidades predictivas pueden ser construidas numéricamente usando estas distribuciones modificadas (DeJong y Dave, 2011)¹.

Se debe recordar que las ecuaciones de la (23.) a la (28.), son construidas a partir de una única realización de parámetros estructurales μ_i a partir de la distribución “prior” $\pi(\mu)$. Por cada una de las 10000 realizaciones de μ_i que se obtienen, se generan 10 realizaciones de θ_i teniendo las distribuciones y ecuaciones especificadas de (23.) a (28.), de las cuales cada una es usada para construir una realización de \tilde{y} .

Respecto a la especificación de $\pi(\mu)$, es resultado de una secuencia de distribuciones normales independientes descritas sobre $\beta, \delta, y \phi$; las respectivas medias y desviaciones estándar de las estimaciones, constituyen la solución del modelo.

IV. Estimación y evaluación del modelo RBC: Colombia 1925–2005

Una vez revisada la metodología en términos generales, se procede a especificar la calibración del modelo. La unidad de tiempo en el modelo es un año. Se asignan valores a los parámetros $\gamma, \delta, \alpha, \psi, \omega, \theta, \beta, \pi, \bar{d}, S, \bar{g}, \rho_g, \rho_a$, para algunos de ellos se tomaron los valores presentados en el documento base para Argentina, ya que son

¹ (DeJong y Dave, 2011, págs. 365 - 369).

comunes en los estudios de ciclos económicos relacionados y para el resto, se tomaron valores presentados en estudios económicos elaborados para Colombia, se presentan las referencias en el texto y la bibliografía. La tabla 3 presenta los valores de los parámetros calibrados para los dos modelos replicados.

Tabla 3. Parámetros calibrados para los modelos replicados

Modelo	γ	δ	α	ψ	ω	θ	β	ϕ	\bar{d}	\bar{g}	ρ_g	ρ_a
RBC	2	0,05	0,35	0,001	1,6	2,24	0,87	3,30	0,007	1,03	0,83	0,76
FF*				2,87				4,81		1,01	0,32	0,86

Modelo	ρ_v	ρ_μ	ρ_s	S
FF*	0,85	0,91	0,21	0,12

*Financial Frictions

Con respecto a la calibración de los parámetros del modelo de ciclos económicos reales base (RBC), se sigue a Schmitt-Grohé y Uribe (2003) asignando un valor pequeño al parámetro ψ , este parámetro mide la sensibilidad de la tasa de interés del país a las desviaciones de la tendencia de la deuda externa, para asegurar independencia del estado estacionario determinístico desde las condiciones iniciales sin afectar la dinámica de corto plazo del modelo.

Para Colombia la tasa de depreciación según diversos documentos referencia, debe calcularse entre 3% y 8%, por lo que 0,05 es un valor aceptable y utilizado según Hamman y Riascos (1998), y Uribe (2006). El valor para el factor de descuento β se toma de Arango y Hassan (2007). Para α , que determina el ingreso promedio de capital, se toma el valor publicado en estudios del Departamento Nacional de Planeación (López, 2011)¹. El parámetro γ , que define la curvatura de la función de utilidad del periodo, toma el valor de 2, valor estándar en los estudios de ciclos económicos relacionados.

Para \bar{g} , el valor se obtuvo a partir del tasa promedio de crecimiento del producto y del resto de variables, siguiendo a Hamman y Riascos (1998), encontrando coherencia también con la cifra presentada para Argentina. Para \bar{d} , θ y ω se toman los valores para Argentina en el documento base por conveniencia y de nuevo por ser valor estándar.

Los parámetros restantes del modelo se estiman usando métodos Bayesianos y datos para Colombia del crecimiento del producto, del consumo, de la inversión, y

¹Disponible en:

<https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Estudios%20Economicos/Gasto%20P%C3%BAblico%20Social%20Colombia%202000-2010.pdf>

de la balanza comercial del periodo 1925–2005¹. Específicamente, se estiman 6 parámetros estructurales, los 5 parámetros que definen el proceso estocástico de los shocks de productividad, g , σ_g , ρ_g , σ_a , ρ_a , y además el parámetro que define el grado de costos de ajuste del capital ϕ . Se estiman también cuatro parámetros no estructurales que representan las desviaciones estándar de las mediciones de los errores que son independientes e idénticamente distribuidos, de los observables σ_y , σ_c , σ_i , y σ_{tby} .

La tabla 4 presenta los estadísticos clave de las distribuciones “prior” y posterior. Se impone la distribución “prior” en todos los parámetros estimados.²

Tabla 4. Distribuciones prior y posterior - modelo RBC

RBC Model						
Parameters	Prior distribution		Posterior distribution			
	Min	Max	Post. mean	Post. s.d.	90% HPD interval	
g	1,000	1,030	1,012	0,009	1,009	1,014
ρ_g	-0,990	0,990	0,935	0,571	0,889	0,988
ρ_a	-0,990	0,990	0,361	0,571	-0,464	0,990
ϕ	0	8	4,223	2,309	0,869	7,997
Standard deviation of shocks						
σ_g	0,000	0,200	0,005	0,058	0,003	0,008
σ_a	0,000	0,200	0,001	0,058	0,000	0,003
Standard deviation of measurement errors						
σ_y	0,000	0,013	0,011	0,101	0,010	0,012
σ_c	0,000	0,019	0,024	0,123	0,019	0,028
σ_i	0,000	0,051	0,073	0,203	0,051	0,092
σ_{tby}	0,000	0,013	0,011	0,101	0,010	0,013
Value log posterior (likelihood):	521,1733		-736,4997			

¹ Se utilizó para la estimación el código generado por Johannes Pfeifer (2014) con modificaciones solicitadas al 2016, que replica el documento base que se sigue en esta tesis. El código completo para Dynare se encuentra en los archivos adjuntos a esta tesis.

² Se especifica una distribución uniforme en todos los casos siguiendo los valores de la distribución del documento base.

Tabla 5. Distribuciones prior y posterior - modelo con fricciones financieras

Financial Frictions Model						
Parameters	Prior distribution		Posterior distribution			
	Min	Max	Post. mean	Post. s.d.	90% HPD interval	
g	1,000	1,030	1,009	0,009	1,005	1,014
ρ_g	-0,990	0,990	0,706	0,572	0,321	0,977
ρ_a	-0,990	0,990	0,407	0,572	-0,521	0,990
ϕ	0	8	4,132	2,309	1,501	6,497
ρ_v	-0,990	0,990	0,674	0,572	0,449	0,989
ρ_s	-0,990	0,990	-0,068	0,572	-0,927	0,850
ρ_μ	-0,990	0,990	0,666	0,572	0,440	0,990
ψ	0	5	0,293	1,443	0,001	0,724
Standard deviation of shocks						
σ_g	0,000	0,200	0,005	0,058	0,001	0,008
σ_a	0,000	0,200	0,002	0,058	0,000	0,005
σ_v	0,000	1,000	0,127	0,289	0,063	0,166
σ_s	0,000	0,200	0,017	0,058	0,000	0,041
σ_μ	0,000	0,200	0,011	0,058	0,004	0,018
Standard deviation of measurement errors						
σ_y	0,000	0,013	0,010	0,101	0,010	0,011
σ_c	0,000	0,019	0,015	0,123	0,011	0,019
σ_i	0,000	0,051	0,020	0,203	0,010	0,032
σ_{tby}	0,000	0,013	0,010	0,101	0,010	0,011
Value log posterior (likelihood):	5.315.228		-760.848.535			

Notas: Las estimaciones que se muestran en las tablas 4 y 5, se realizan sobre los datos de Colombia de 1925 a 2005, todas las distribuciones "prior" son uniformes. Las estadísticas referentes al "posterior" están basadas en 2000000 réplicas, de las cuales 1000000 son descartadas. La verosimilitud log-marginal fue calculada usando el método de la media armónica modificada de Geweke, como se señala para el documento base.

Como se observa en la tabla 4, para Colombia, la estimación presenta un proceso persistente para el shock no estacionario de la productividad total de los factores

(valor alto para ρ_g) al igual que para Argentina y no tan alto para ρ_a , sin embargo ambos presentan la misma desviación estándar. También se observa un valor relativamente alto para el parámetro de costos de ajuste ϕ .

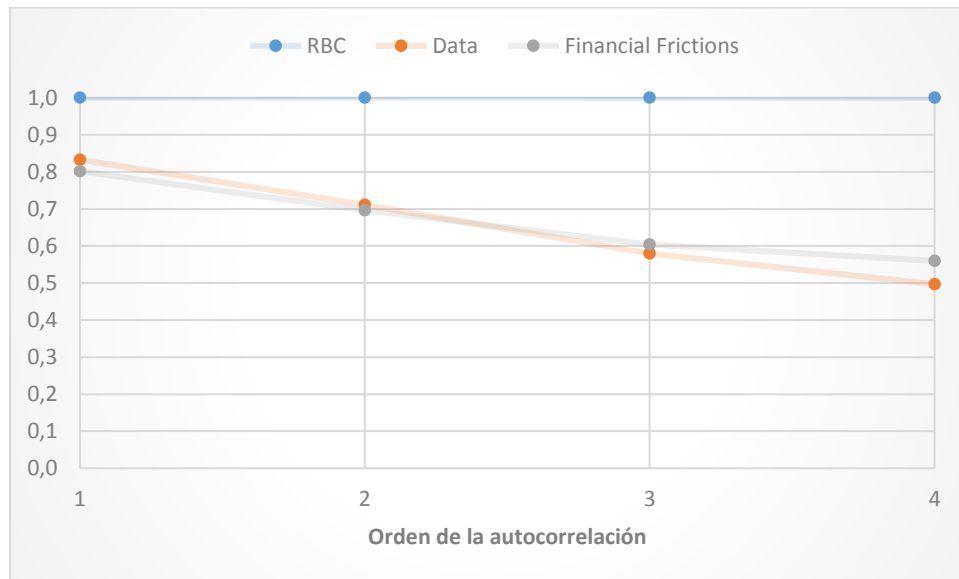


Figura 4. Función de autocorrelación de la balanza comercial pronosticada

A. El “performance” del modelo RBC

La figura 6 muestra con una línea las funciones de autocorrelación de la balanza comercial estimadas para el modelo RBC base, el modelo ampliado que se revisará más adelante y la función de autocorrelación que entregan los datos. Todas las autocorrelaciones pronosticadas por el modelo RBC base, toman valores cercanos a 1, indicando que en el modelo la balanza comercial presentaría algo similar a un comportamiento aleatorio. Por el contrario, la función de autocorrelación empírica de orden 1 toma un valor cercano a 1 (0.8) y luego cae hacia 0, parecido a una variable con un comportamiento autorregresivo.

Siguiendo a los autores del documento base, el resultado de que la función de autocorrelación de la balanza comercial estimada por el modelo RBC base sea plana y cercana a la unidad, dada la parametrización del modelo, refleja la caminata aleatoria endógena del consumo, comportamiento común en las pequeñas economías abiertas con mercados de activos incompletos. El modelo RBC que se trata aquí no genera exactamente una caminata aleatoria exógena en el consumo porque se incorpora una pequeña elasticidad de la deuda de la tasa de interés del país (ψ) que induce estacionariedad, siguiendo a García-Cicco, Pancazi y Uribe, (2006). Sin embargo, como la elasticidad de la deuda del país premium es pequeña, el consumo es altamente persistente en equilibrio. Sin embargo, en general, el valor asignado al parámetro ψ no es el único determinante de la forma de la función de autocorrelación de la balanza comercial en un modelo RBC de una pequeña economía abierta. En efecto, dado el valor de ψ , el valor asignado a otros parámetros (el grado de costos de ajuste de capital o la persistencia del shock de

productividad estacionario, entre otros) puede entregar una función de autocorrelación de la balanza comercial con pendiente descendiente y baja. Sin embargo, la autocorrelación de la balanza comercial plana y cercana a la unidad es una robusta predicción de un modelo RBC de una pequeña economía abierta, porque dados los valores de todos los otros parámetros estructurales del modelo, existe un valor suficientemente pequeño del parámetro ψ , que determina la tasa de sensibilidad de la deuda del país premium, que, hasta el primer orden de la autocorrelación, asegura estacionariedad de la dinámica de equilibrio y al mismo tiempo entrega una función de autocorrelación de la balanza comercial que es plana y cercana a la unidad.

Como se indica en el documento base, un camino para eliminar este comportamiento de la balanza comercial, es introducir imperfecciones financieras. Tales ambientes de déficit de comercio, que resultan en incrementos de la posición de la deuda extranjera neta, causan incrementos del riesgo país de caer en no pago “default”. Sucesivamente, las primas del país premium tienden a incentivar los ahorros domésticos y desalentar la inversión privada, amortiguando de este modo el incremento en el déficit comercial. Una manera de capturar este canal, en el contexto del presente modelo, es incrementar el valor del parámetro ψ manejando el valor de la elasticidad de la deuda. Sin embargo, colocar las fricciones financieras en un escenario central, podría representar una desviación significativa del paradigma RBC. Alternativamente, una función de autocorrelación de la balanza comercial con pendiente decreciente podría ser obtenida adoptando un factor de descuento subjetivo con respecto al consumo o un costo de ajuste del activo neto extranjero lo suficientemente grande. Lo cual, asignando a cualquiera de estos parámetros un rol mayor que el de simplemente inducir estacionariedad, podría implicar también una salida del paradigma RBC.

La tabla 6 reporta los segundos momentos del modelo de ciclos reales base. Para facilitar la comparación, la tabla muestra las contrapartes empíricas y sus desviaciones estándar, antes mostrados en la tabla 2. Para Colombia, en el modelo RBC, el crecimiento del consumo no es más volátil que el crecimiento del producto. Esta predicción no está en línea con los datos. La disminución del exceso de volatilidad del consumo predicho por el modelo RBC viene acompañado de una volatilidad sobreestimada de la balanza comercial frente al valor observado en los datos.

En gran medida, los valores, se deben a las estimaciones del parámetro ρ_g , que mide la persistencia de la tasa de crecimiento del componente no estacionario de la productividad total de los factores, X_t/X_{t-1} .

Tabla 6. Comparación del modelo y los datos y el modelo de fricciones financieras

Performance RBC Model	g_y	g_c	g_{inv}	tby
Standard Deviations:	9,9648	8,3073	24,4668	736,1986
Correlation with g_y:	-	0,8108	0,5726	0,0466
Correlation with tby:	-	0,0569	0,0013	-
First Order Autocorr.:	0,5459	0,2077	0,1212	1,0000

Performance Financial Frictions Model	g_y	g_c	g_{inv}	tby
Standard Deviations:	6,6950	11,7838	42,1353	16,0797
Correlation with g_y:	-	0,4826	0,0552	0,0113
Correlation with tby:	-	-0,2364	-0,1859	-
First Order Autocorr.:	-0,0618	-0,1458	-0,1800	0,8013
Data	g_y	g_c	g_{inv}	tby
Standard Deviations:	1,05	2,61	8,65	3,18
Correlation with g_y:	-	,58	,33	,05
Correlation with tby:	-	-,12	-,21	-
First Order Autocorr.:	0,313	-,206	-,150	,833

Notas: los momentos empíricos son calculados usando los datos de Colombia desde 1925 a 2005. Los momentos de los dos modelos son calculados como la mediana basada en 2000000 realizaciones de la distribución posterior, de las cuales 1000000 fueron descartadas.

Siguiendo a García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006), si se disminuye el valor de ρ_g desde su nivel media posterior a 0 dejando todos los otros valores de los parámetros iguales (entonces la tasa de crecimiento del componente no estacionario de la productividad se hace menos persistente y menos volátil), el consumo viene a ser menos volátil que el producto y la balanza comercial viene menos volátil. Cuando se da el caso contrario, en que la volatilidad del consumo es mayor que la del producto, como pasa para los datos, la intuición detrás de este resultado, es que donde la tasa de crecimiento del componente no estacionario de la productividad es altamente persistente, una innovación positiva permanente en productividad ($\epsilon^g_t > 0$) genera tasas de crecimiento positivo en productividad, no únicamente en el periodo actual sino que además en el futuro.

Como una consecuencia, la tendencia del nivel de productividad se presenta con pendiente creciente, y así, los agentes deciden suavizar el consumo con préstamo en contra del ingreso futuro. Así, el consumo actual incrementa más allá que el producto actual, y la balanza comercial se deteriora. Entonces las volatilidades del crecimiento del consumo y la balanza comercial se mueven mano a mano con cambios en la persistencia del crecimiento de la productividad. Esto es problemático, porque a pesar de que una reducción en ρ_g incrementa el performance del modelo RBC haciendo la balanza comercial menos volátil, esto empeora su performance haciendo el consumo menos volátil en relación con el producto.

La intuición entregada en el párrafo anterior sugiere que otro parámetro puede jugar un rol significativo al determinar el exceso de la volatilidad del consumo y la volatilidad de la balanza comercial, este es σ_g , la desviación estándar del shock en la tasa de crecimiento del componente no estacionario de la productividad. Se puede “apagar” el efecto del shock de productividad no estacionaria ($\sigma_g = 0$), disminuyendo la volatilidad de la balanza comercial, pero esto resulta en una volatilidad del crecimiento del consumo significativamente más baja que la tasa de crecimiento del producto, como pasa para el modelo RBC aplicado a los datos de

Colombia. Disminuyendo σ_g incrementa el performance del modelo RBC a lo largo de una dimensión (la volatilidad de la balanza comercial) pero en detrimento de otra importante dimensión (el exceso de volatilidad del consumo relativo al producto).

Una mayor volatilidad del shock de productividad no estacionario podría contribuir a disminuir esta diferencia. Finalmente, el modelo RBC predice correctamente una correlación cercana a 0 entre el crecimiento del producto y la balanza comercial, que es coherente con lo observado en los datos. El modelo no presenta correlaciones negativas de la balanza comercial con el crecimiento del consumo y el crecimiento de la inversión. Y por último, la balanza comercial está más correlacionada con los componentes domésticos de la demanda agregada, que con la tasa de producto, esto podría ser un indicativo de que los shocks que no generen movimientos en la productividad total de los factores, podrían jugar un rol manejando los ciclos económicos en Colombia.

V. Fricciones financieras y Shocks “Country-Spread”

Lo que se pretende en esta sección, es replicar los resultados del segundo modelo propuesto por García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006) con los datos de Colombia y que se espera capture mejor los ciclos en los países emergentes, frente al modelo RBC clásico, con las fuentes de incertidumbre y el mecanismo de transmisión del modelo RBC que rivaliza con shocks adicionales y fricciones. En resumen, lo que argumentan los autores es un modelo RBC con una forma simple de la fricción financiera, con shocks a la tasa de interés del país “premium” y a la absorción de la deuda doméstica. Específicamente, se toma al parámetro ψ como el que gobierna la elasticidad de la deuda del país “premium”, y se lo estima mediante el modelo en vez de fijarlo en un número pequeño como se calibro antes. Esto para que el rol de ψ , no se limite a inducir estacionariedad, y al actuar como la forma reducida de una fricción financiera, de forma a la respuesta del modelo a los errores agregados.

Las fuentes adicionales de incertidumbre incluyen un shock de preferencia doméstico, un shock de gasto, y un shock de la tasa de interés extranjera “premium”. Se interpreta que este último se deriva de las imperfecciones financieras que permiten variaciones estocásticas en el país “premium” que no están correlacionadas con el estado de los fundamentales domésticos. Esta diferencia del modelo RBC estándar, es el modelo presentado por los autores como un modelo con “fricciones financieras”.

Formalmente, en este modelo aumentado, los hogares buscan maximizar:

$$E_0 \sum_{t=0}^{\infty} v_t \beta^t \frac{[C_t - \theta \omega^{-1} X_{t-1} h_t^\omega]^{1-\gamma} - 1}{1-\gamma}$$

s.a.:

$$\frac{D_{t+1}}{1+r_t} = D_t - Y_t + C_t + S_t + I_t + \frac{\phi}{2} \left(\frac{K_{t+1}}{K_t} - g \right)^2 K_t$$

Y la condición de Juego no-Ponzi antes dada. Las variables v_t y S_t representan respectivamente, un shock de preferencias exógeno y estocástico y un shock de gasto doméstico que sigue un proceso AR (1):

$$\ln v_{t+1} = \rho_v \ln v_t + \epsilon_{t+1}^v; \quad \epsilon_t^v \sim N(0, \sigma_v^2) \quad y$$

$$\ln(s_{t+1}/s) = \rho_s \ln(s_t/s) + \epsilon_{t+1}^s; \quad \epsilon_{t+1}^s \sim N(0, \sigma_s^2),$$

Con $s_t \equiv S_t/X_{t-1}$. La tasa de interés extranjera “premium” sigue como:

$$r_t = r^* + \psi(e^{\bar{d}_{t+1}/X_t - \bar{d}} - 1) + e^{\mu_t - 1} - 1,$$

Donde μ_t representa un shock exógeno estocástico de la tasa de interés extranjera del país “premium”, que sigue un proceso AR (1):

$$\ln \mu_{t+1} = \rho_\mu \ln \mu_t + \epsilon_{t+1}^\mu; \quad \epsilon_t^\mu \sim i. i. d. \quad N(0, \sigma_\mu^2)$$

Todos los otros elementos del modelo, incluyendo la tecnología de producción, la evolución de los shocks de productividad estacionario y no estacionario, y la evolución del stock de capital son como en el modelo RBC base presentadas antes, para que el modelo actual se acople al modelo RBC ya presentado.

Se estima este modelo de fricciones financieras usando métodos bayesianos y datos de Colombia del crecimiento del producto, del consumo, de la inversión y de la balanza comercial durante el periodo 1925–2005. Con respecto a la calibración de parámetros se tomaron los valores de Argentina, ya referenciados en la calibración del modelo RBC, excepto para s , entendido dentro del código como la tasa de gasto público con respecto al PIB que se definió como 0,12, según cifras publicadas por el DANE. Con respecto a ϕ , que presenta un valor de 4,8, se toma igual para Colombia porque la cifra referenciada por Haman y Riascos (1998), para la misma es de 5.

Se estimaron 13 parámetros estructurales $g, \sigma_g, \rho_g, \sigma_a, \rho_a, \sigma_v, \rho_v, \sigma_s, \rho_s, \sigma_\mu, \rho_\mu, \phi, \psi$, y 4 parámetros no estructurales que representan las desviaciones estándar de los errores independientes e idénticamente distribuidos en los observables, $\sigma_y, \sigma_c, \sigma_i$, y σ_{tby} . Se impusieron distribuciones uniformes para los “prior” de todos los parámetros estimados; la tabla 5 muestra estadísticas clave de las distribuciones “prior” y “posterior”.

Con respecto a los resultados obtenidos por el modelo de fricciones financieras, y siguiendo a García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006) se señalan los siguientes puntos: Primero, la distribución posterior del parámetro σ_g que define el shock no estacionario de productividad, presenta un intervalo pequeño del 90% de probabilidad (0,001, 0,008), en cambio para ρ_g son relativamente amplios (0,321, 0,977) dada la desviación estándar presentada. Segundo, la media de σ_g toma el valor de 0,005, igual al correspondiente punto estimado en el modelo RBC base,

sugiriendo la misma importancia del shock de tecnología permanente bajo la presente especificación.

Tercero, la distribución estimada del parámetro ψ implica una alta sensibilidad de la tasa de interés extranjera al nivel de la deuda externa. La media “posterior” de este parámetro es estimada como 2,9 (muy parecida a la mediana de Argentina de 2), lo cual implica que si el stock de deuda externa crece por un punto porcentual del PIB entonces la tasa extranjera “premium” se incrementa por más de medio punto porcentual. Esto podría indicar que los datos asignan un rol no despreciable de las fricciones financieras.

Cuarto, la volatilidad estimada del shock del país premium es baja. El valor de la media de σ_μ de 0.01 implica que un shock de una desviación estándar en μ_t incrementa la tasa de interés a la cual el país pide prestado a los mercados financieros mundiales en aproximadamente 1 punto porcentual.

La figura 4 muestra la función de autocorrelación de la balanza comercial pronosticada por el modelo de fricciones financieras, con los otros parámetros estructurales iguales a la media de sus distribuciones posteriores. Se puede apreciar en la figura, que el modelo aumentado con fricciones financieras es altamente exitoso al replicar la función de autocorrelación de la balanza comercial observada en Colombia en el periodo 1925 – 2005.

Siguiendo a García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006), este éxito es debido a 3 puntos del modelo:

Uno es la fricción financiera capturada por el parámetro ψ . Donde ψ es relativamente alta, las desviaciones de la balanza comercial en su nivel de largo plazo, causan el incremento en la deuda externa, lo cual por la presencia de la elasticidad de la deuda de la tasa de interés premium, produce un incremento en la tasa de interés interna.

Sucesivamente, elevadas tasas de interés tienden a frenar la tasa de crecimiento de consumo e inversión, de este modo, inducen a la balanza comercial a revertir su nivel de largo plazo. Una intuición similar aplica a las desviaciones de la balanza comercial a su nivel de largo plazo. De esto sigue que, entre más grande es ψ , mayor es la tendencia revertida de la balanza comercial, y por tanto la pendiente de su función de autocorrelación más decreciente. Sin embargo, disminuyendo el valor de ψ desde su media de 2.9 al valor pequeño de 0.001 impuesto en la calibración del modelo RBC base, genera una función de autocorrelación de la balanza comercial que se vuelve plana y cercana a la unidad como en el modelo RBC.

Con respecto a la gráfica de la función de autocorrelación y siguiendo a los autores del documento base, los otros 2 elementos del modelo que son importantes imitando la función de autocorrelación observada de la balanza comercial, son los shocks de la tasa de interés extranjera y los shocks de preferencias. Sin el efecto de estos shocks fuese nulo ($\sigma_u = \sigma_v = 0$), dejando todos los otros valores de los parámetros en sus medias posteriores, se genera una función de autocorrelación de la balanza comercial con un límite superior incorrecto de las desviaciones estándar alrededor del punto de estimación empírico.

Por otra parte, los shocks de productividad no son esenciales para que el modelo coincida con la función de autocorrelación de la balanza comercial, si se fijan los dos shocks de productividad en 0 ($\sigma_g = \sigma_a = 0$), se obtiene una función de autocorrelación de la balanza comercial pronosticada que coincide muy bien con su contraparte empírica.

La tabla 6 muestra los segundos momentos pronosticados por el modelo con fricciones financieras. Muestra que el modelo aumentado no mejora todos los valores antes presentados por el modelo RBC para el caso de Colombia.

Primero, el modelo con fricciones financieras muestra que en Colombia durante el periodo 1925 – 2005, como en muchos otros países emergentes, el crecimiento del consumo es significativamente más volátil que el crecimiento del producto. Específicamente, el modelo de fricción financiera predice que el consumo es cerca de 5 puntos porcentuales más volátil. En contraste el modelo RBC, en contra de la evidencia empírica para Colombia, predice que el producto es más volátil que el consumo. En el modelo de fricción financiera, el incremento del exceso de volatilidad pronosticada del consumo no es explicado por shocks no estacionarios de productividad pero si por los shocks de preferencia domésticos.

Segundo, el modelo con fricciones financieras sobreestima la volatilidad de la balanza comercial, al igual que sobreestima la volatilidad de la tasa de crecimiento de la inversión. Y finalmente, el modelo con fricciones financieras predice una correlación negativa de la balanza comercial con las tasas de crecimiento del consumo y la inversión. En contraste, el modelo RBC base prácticamente predice no correlación entre la balanza comercial y los componentes de absorción doméstica.

La tabla 7, presenta la descomposición de la varianza pronosticada por el modelo con fricciones financieras. Siguiendo las conclusiones de García-Cicco, Pancrazi y Uribe (2006) para Argentina aplicadas al caso colombiano, el resultado más notable, es que la contribución de los shocks de productividad no estacionarios a los ciclos económicos es muy pequeña. Esto significa que, el modelo da poco crédito a la hipótesis de que “el ciclo es la tendencia”. En contraste, el componente estacionario de la productividad total de los factores explica la mayoría de los movimientos pronosticados de la tasa de crecimiento del producto.

Las perturbaciones en productividad, de manera temporal o permanente, no juegan prácticamente ningún rol al explicar los movimientos en la tasa de crecimiento de la inversión o de la balanza comercial.

La tasa de crecimiento de la inversión está dirigida en gran medida por innovaciones en la tasa de interés del país; en cambio, la balanza comercial aunque también se encuentra dirigida por la tasa de interés del país, está más explicada por el shock de preferencias. La tasa de crecimiento del consumo privado es explicada, más por los shocks de preferencia domésticos, que por los shocks de productividad estacionarios. En gran medida, los shocks de preferencia son responsables de la mayoría del exceso de volatilidad de la tasa de crecimiento del consumo sobre la

tasa de crecimiento del producto. Finalmente, los shocks de gasto doméstico son estimados con valores muy bajos, con lo que se concluye que tienen un rol de poca consideración al explicar los ciclos económicos.

Tabla 7. Descomposición de la varianza pronosticada por el modelo con fricciones financieras

	g_y	g_c	g_{inv}	tby
Non-stationary TFP:	3,9134	1,5304	1,2147	2,4628
Stationary TFP:	89,1060	23,0830	3,8593	6,2210
Preference:	0,8319	70,9618	2,0763	56,9575
Country Premium:	4,5081	3,5848	89,8739	23,5270
Ex, Spending:	0,0001	0,0017	0,0005	0,0288

Notas: Se muestran los resultados sobre medianas basadas en 1000000 réplicas desde la distribución posterior.

VI. Conclusiones

Siguiendo a los autores del documento base, se desarrollan las siguientes conclusiones.

El presente estudio trabaja sobre la hipótesis de que los ciclos económicos en las economías desarrolladas están dirigidas por variaciones exógenas permanentes o transitorias en la productividad total de los factores y se transmiten a través del mecanismo que presenta el modelo RBC en donde no hay fricciones. El punto de partida de la investigación es que, si los shocks permanentes juegan un rol importante en macroeconomía, entonces series de tiempo largas, caracterizan los ciclos económicos y permiten identificar los parámetros definiendo los procesos estocásticos de los shocks señalados. Para revisar este punto, se construyó un conjunto de datos que cubre 80 años de datos de variables económicas agregadas para Colombia. Se usaron estos datos para estimar varios estadísticos que proveen una perspectiva completa de los ciclos económicos de Colombia y con esto se formula un modelo RBC estándar de una pequeña economía abierta dirigida por shocks a la productividad permanentes y transitorios, y al mismo tiempo se estimaron los parámetros de estos shocks de productividad mencionados y otros parámetros estructurales del modelo.

Comparando las predicciones del modelo con los datos, se llega a la conclusión de que el modelo RBC no describe completamente los ciclos económicos en Colombia. Una dimensión a lo largo de la cual el RBC falla al explicar los datos, es la balanza comercial. En el modelo, la balanza comercial sigue una caminata aleatoria, con una función de autocorrelación plana que es cercana a 1. En los datos, la autocorrelación de la balanza comercial está por debajo de la unidad y converge a 0, así como se observó para Argentina. Otro reto del modelo RBC es el hecho empírico de que en Colombia, Argentina y en otras economías emergentes, como afirman los autores del documento base, la tasa de crecimiento del consumo privado es más volátil que la tasa de crecimiento del producto. Sin embargo, para los datos el modelo RBC base predice que la tasa de crecimiento del consumo es incluso menos volátil que la tasa de crecimiento del producto en el caso de Colombia. Para que el modelo RBC muestre el exceso de volatilidad del consumo frente al producto,

los shocks permanentes a la productividad deben ser lo suficientemente predominantes.

En el ejercicio, las estimaciones no asignan choques permanentes y por otra parte, se observa que los shocks permanentes son muy volátiles en el modelo. El modelo predice una volatilidad en la balanza comercial sobreestimada en más de 100 veces los datos en el caso de Colombia.

Se testea entonces por estimación la siguiente conclusión, el modelo RBC base que presenta shocks de productividad, no provee una explicación adecuada de los ciclos económicos en países emergentes. Usando métodos bayesianos y los datos para Colombia, una versión aumentada del modelo RBC base (como el descrito en la sección 2) que incorpora una elasticidad de la deuda de la tasa de interés extranjera, busca capturar en una forma reducida la presencia de fricciones financieras y tres fuentes adicionales de incertidumbre: shocks a la tasa de interés del país “premium”, shocks de preferencias y shocks de gasto doméstico. El modelo aumentado, aunque sobreestima algunos valores para los datos de Colombia, mejora mucho la estimación proporcionada por el modelo RBC base. En particular, el modelo agregado produce una función de autocorrelación de la balanza comercial con pendiente decreciente, exceso de volatilidad del consumo, una alta volatilidad de la inversión, y una baja volatilidad de la balanza comercial, lo cual arroja valores sobreestimados pero coherentes frente a lo observado en los datos.

Fuentes cifras:

PIB y balanza comercial para Argentina y Estados Unidos (1905-2005) -

PIB y balanza comercial para Colombia (1925-2005):

García-Cicco, J., Pancrazi, R., & Uribe, M. (2010). “Real business cycles in emerging countries?” *American Economic Review* 100: 2510-2531

Consumo e inversión para Colombia:

1925-2000: Departamento Administrativo Nacional de estadística (DANE), cuentas Nacionales Bases anteriores

2000-2007: Departamento Administrativo Nacional de estadística (DANE), Cuentas nacionales departamentales

PEA (Población económicamente activa):

1925-1995: Grupo de estudios económicos de Colombia, GRECO (1999). Borradores de economía - "El Crecimiento Económico Colombiano en el Siglo XX: Aspectos Globales,". Borradores de Economía 134, Banco de la República de Colombia. Anexos.

1996-2005: Encuesta Nacional de hogares – DANE.

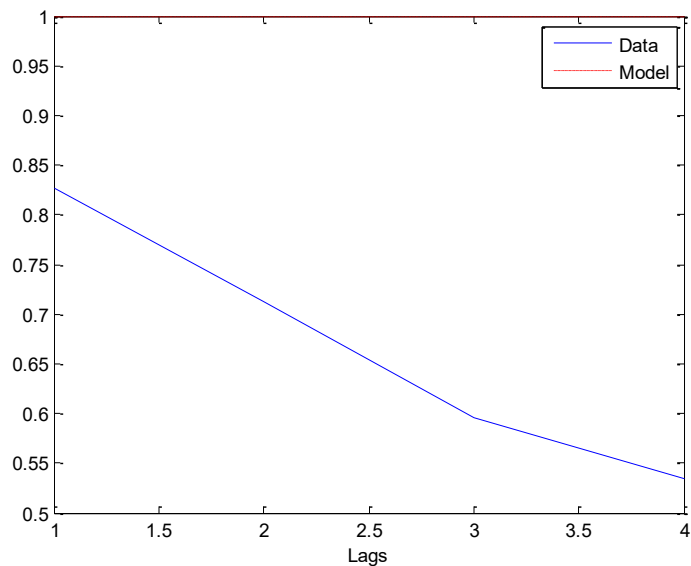
Referencias Bibliográficas:

Aguirar, Mark, y Gita, Gopinath. (2007). “Emerging Market Business Cycles: The Cycle is the trend”. *Journal of Political Economy*, 115(1): 69-102.

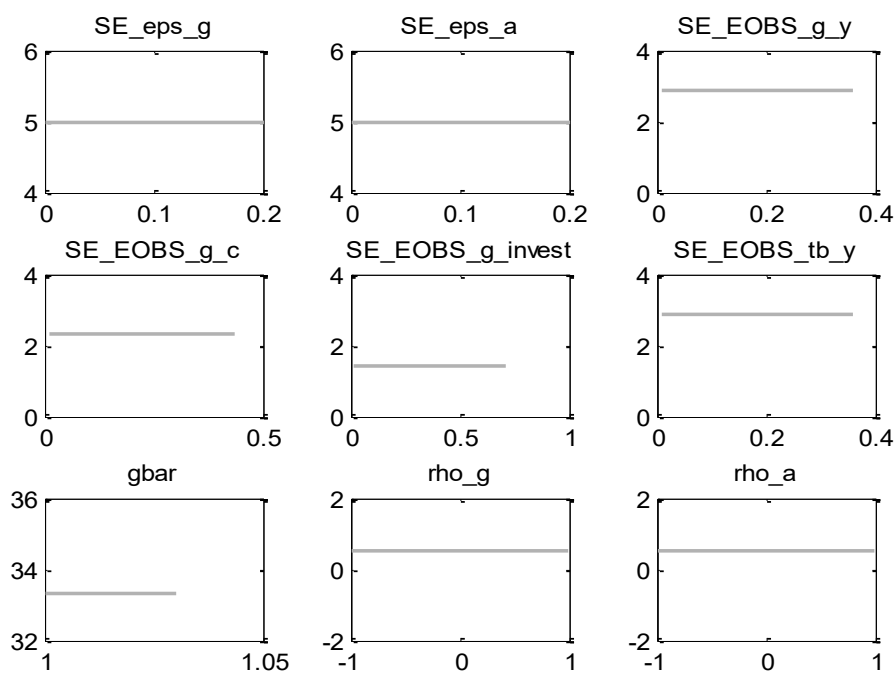
- Almeida, V. (2009). "Bayesian estimation of a DSGE model for the Portuguese economy". *Working Papers* (Banco de Portugal, Departamento de investigación y economía) w200914
- Arango, M. y Hassan, A., (2007). "Aversión al riesgo y tasa subjetiva de descuento: El caso colombiano", 1970-2003. *Revista Ingenierías* (Universidad de Medellín), 6 (10), 93-99
- Cardona, A. (2010). "Gasto público social Colombia 2000-2010". Bogotá: Departamento Nacional de Planeación.
- DeJong, D. N., & Dave, C. (2011). "Structural macroeconometrics", Second Edition. Princeton University Press. 351-355, 364-372.
- García-Cicco, J., Pancrazi, R., & Uribe, M. (2010). "Real business cycles in emerging countries?" *American Economic Review* 100: 2510-2531
- García-Cicco, J., Pancrazi, R., & Uribe, M. (2009). Anexo: "Real business cycles in emerging countries?" National Bureau of Economic Research, w12629
- Grupo de estudios económicos de Colombia, GRECO (1999). Borradores de economía - "El Crecimiento Económico Colombiano en el Siglo XX: Aspectos Globales,". Borradores de Economía 134, Banco de la República de Colombia.
- Hamman, F. y Riascos, A., (1998). "Ciclos Económicos en una Economía Pequeña y Abierta - Una Aplicación para Colombia". Borradores de Economía (Banco de la República de Colombia), 89
- Hernández, M., Jalil, M. y Posada, C. (2005). "El Costo de los Ciclos Económicos en Colombia: Una Nueva Estimación". Borradores de Economía (Banco de la República de Colombia), 353
- Lim, G. C., & McNelis, P. D. (2008). "Computational macroeconomics for the open economy". Cambridge, MA: MIT press.
- McCandless, G. (2008). "The ABCs of RBCs". Harvard University Press.
- Schmitt-Grohé, Stephanie, and Martín Uribe 2003. "Closing Small Open Economy Models." *Journal on International Economics*, 61(1).
- Tribín-Uribe, A. (2006). "Tasa de rendimiento de capital de Colombia para el periodo entre 1990 y 2001". *Borradores de Economía* (Banco de la República de Colombia), 398.

ANEXO

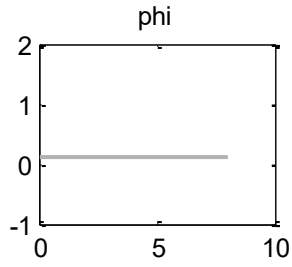
Salidas Modelo de ciclos económicos reales base (RBC):



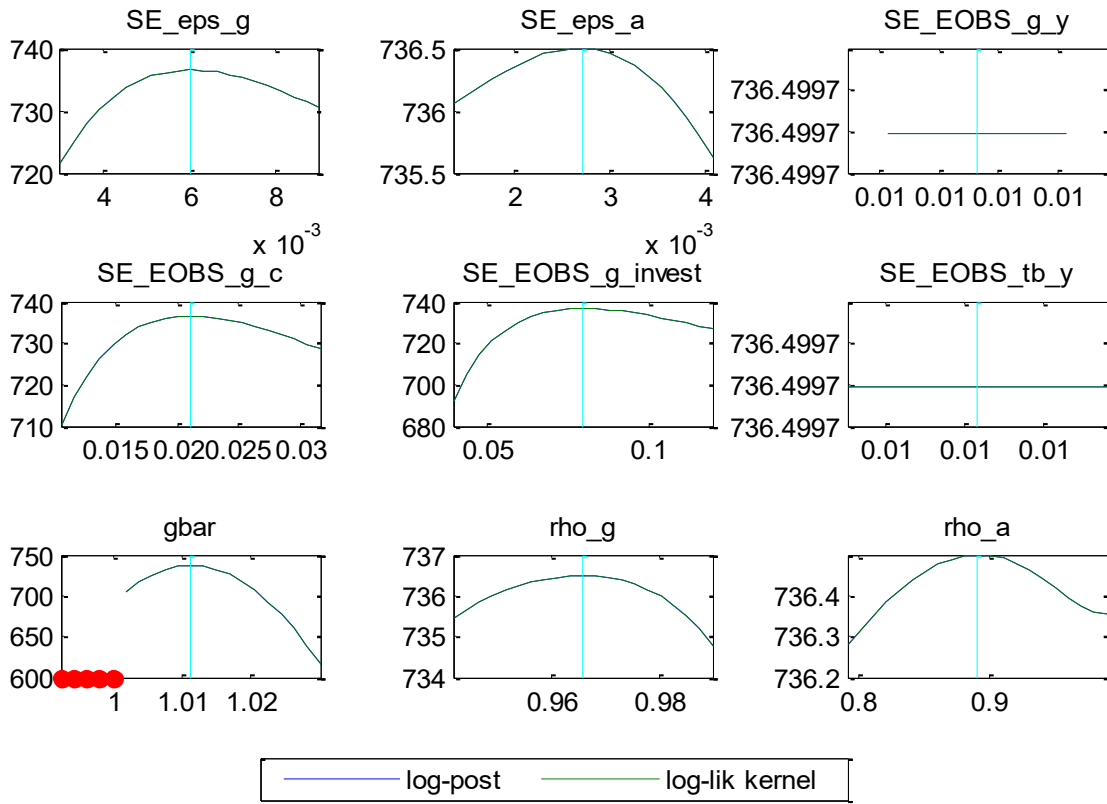
Gráfica 1 Función de autocorrelación



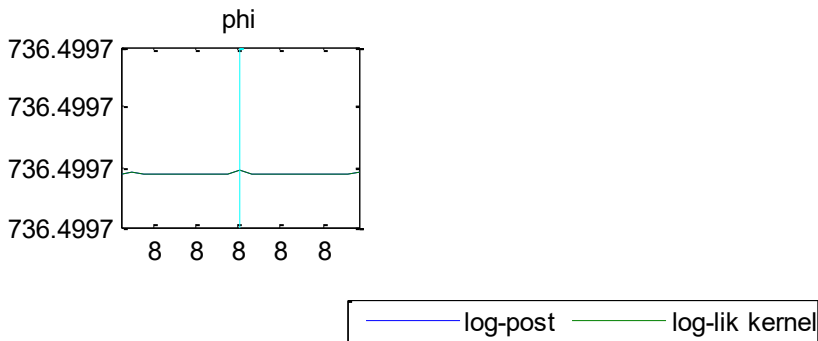
Gráfica 2. Distribuciones prior de los parámetros del modelo – Distribución Uniforme



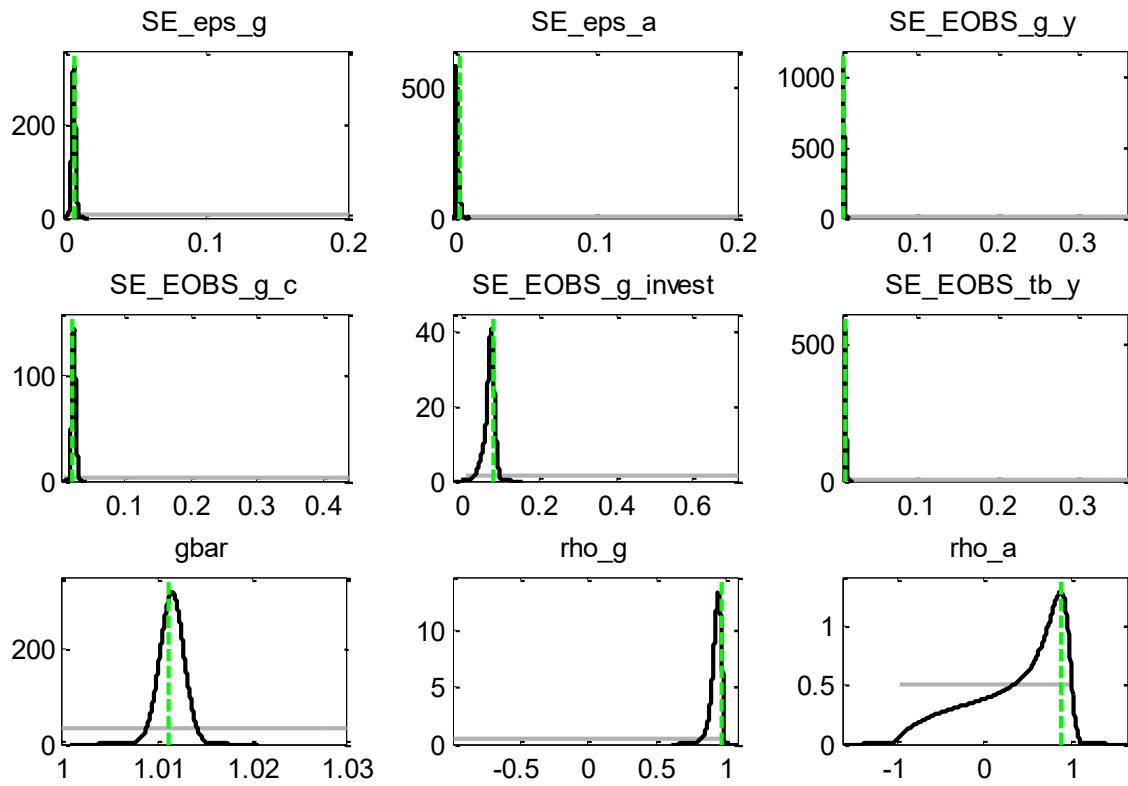
Gráfica 3. Distribuciones prior de los parámetros del modelo – Distribución Uniforme



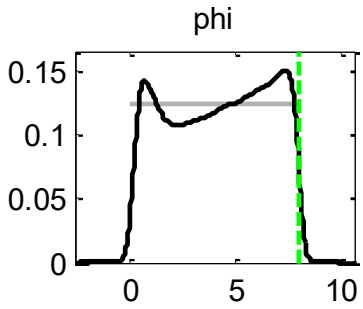
Gráfica 4. Moda de las distribuciones de los parámetros del modelo



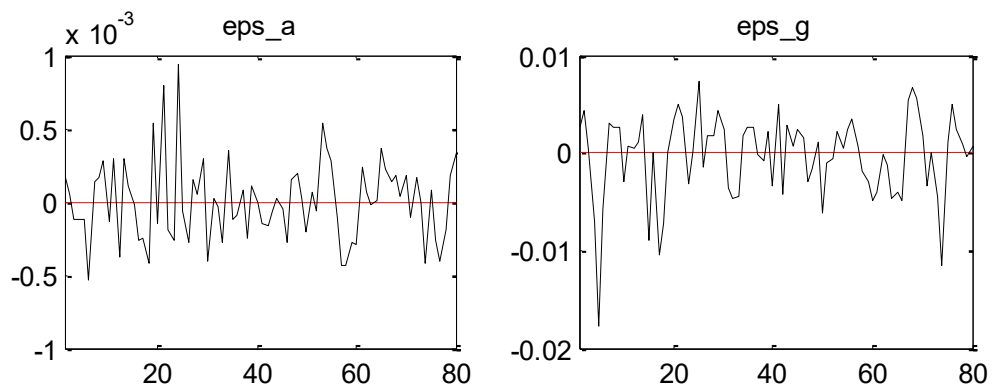
Gráfica 5. Moda de las distribuciones de los parámetros del modelo2



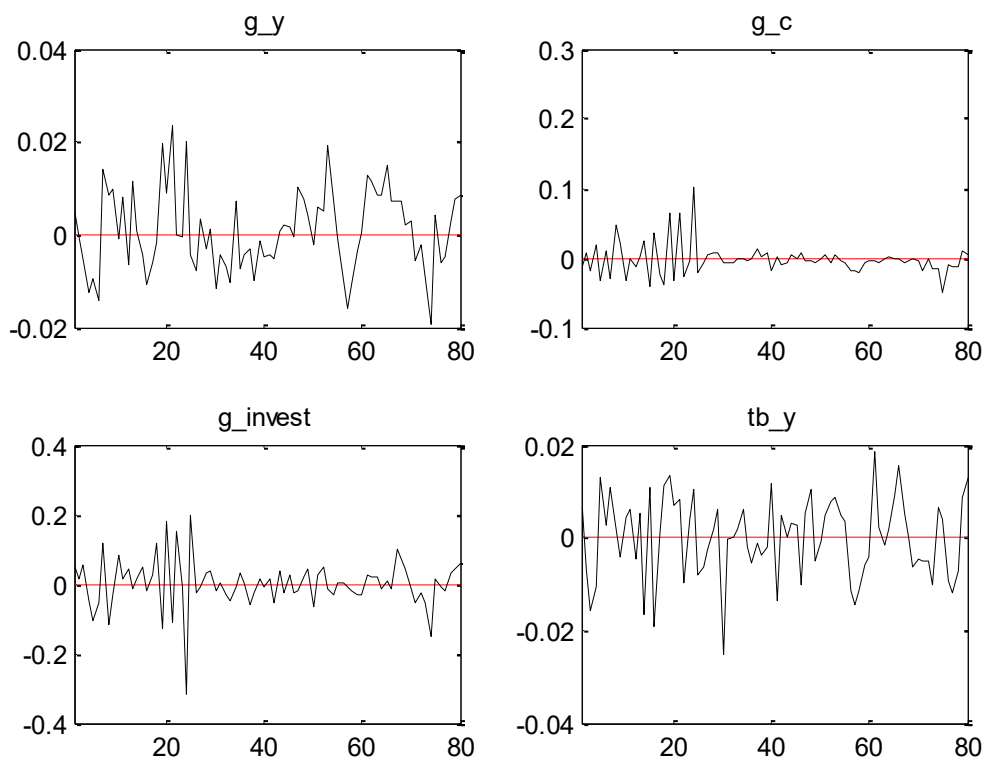
Gráfica 6. Distribuciones Prior y posterior



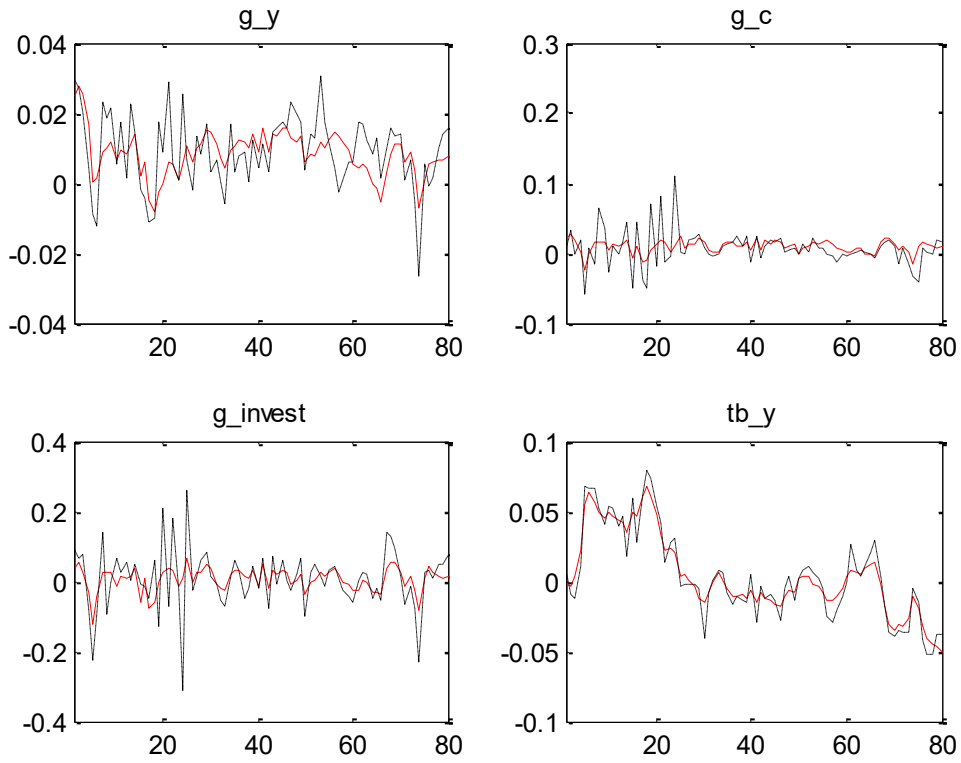
Gráfica 7 Distribuciones Prior y posterior2



Gráfica 8. Shocks suavizados

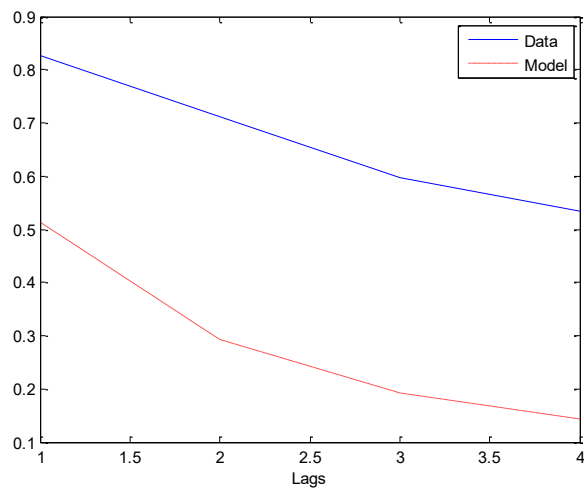


Gráfica 9. Errores de las observaciones suavizados

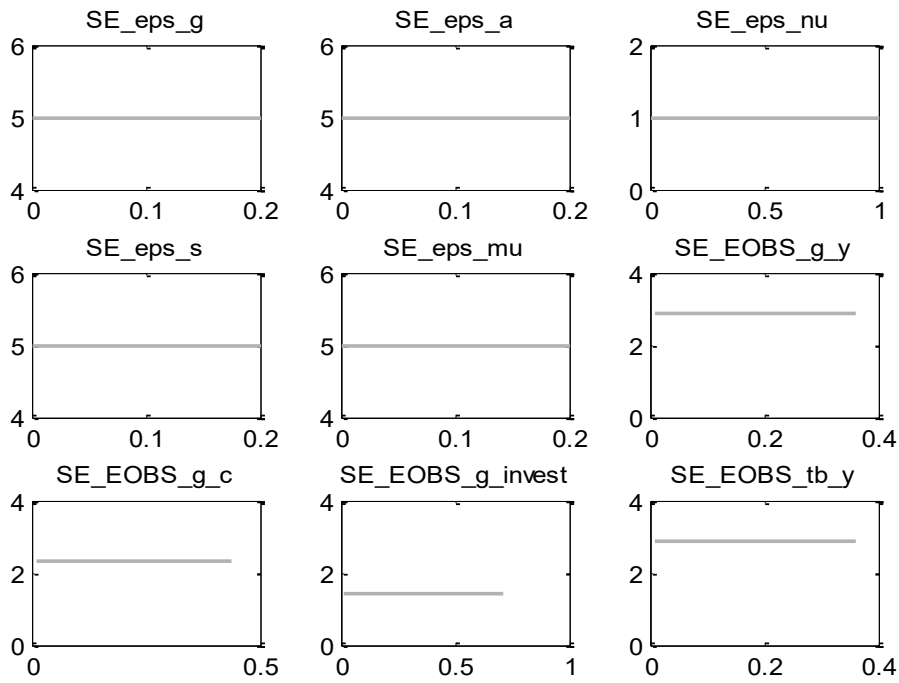


Gráfica 10. Comportamiento histórico de las tasas de crecimiento suavizado.

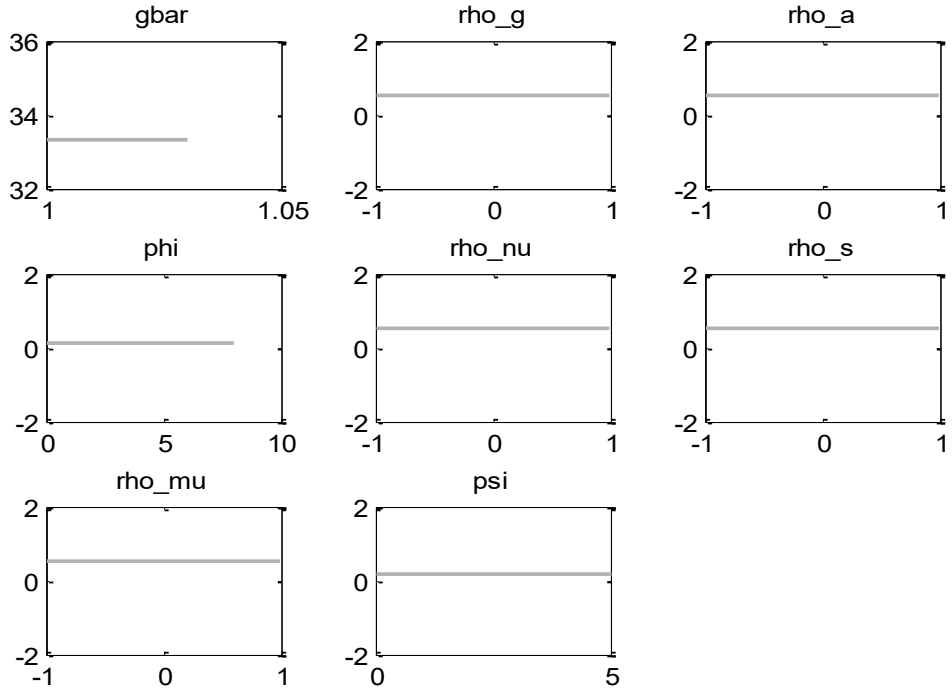
Salidas Modelo con fricciones financieras:



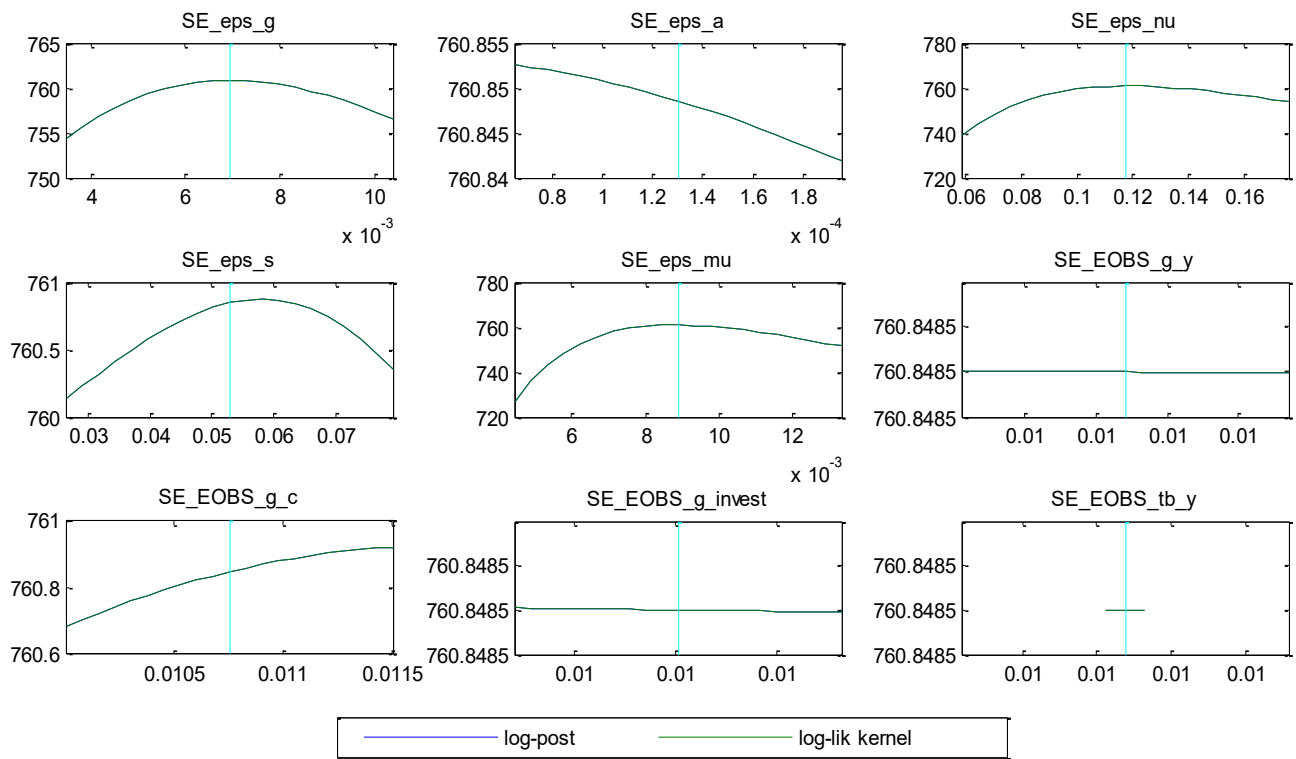
Gráfica 11. Función de autocorrelación



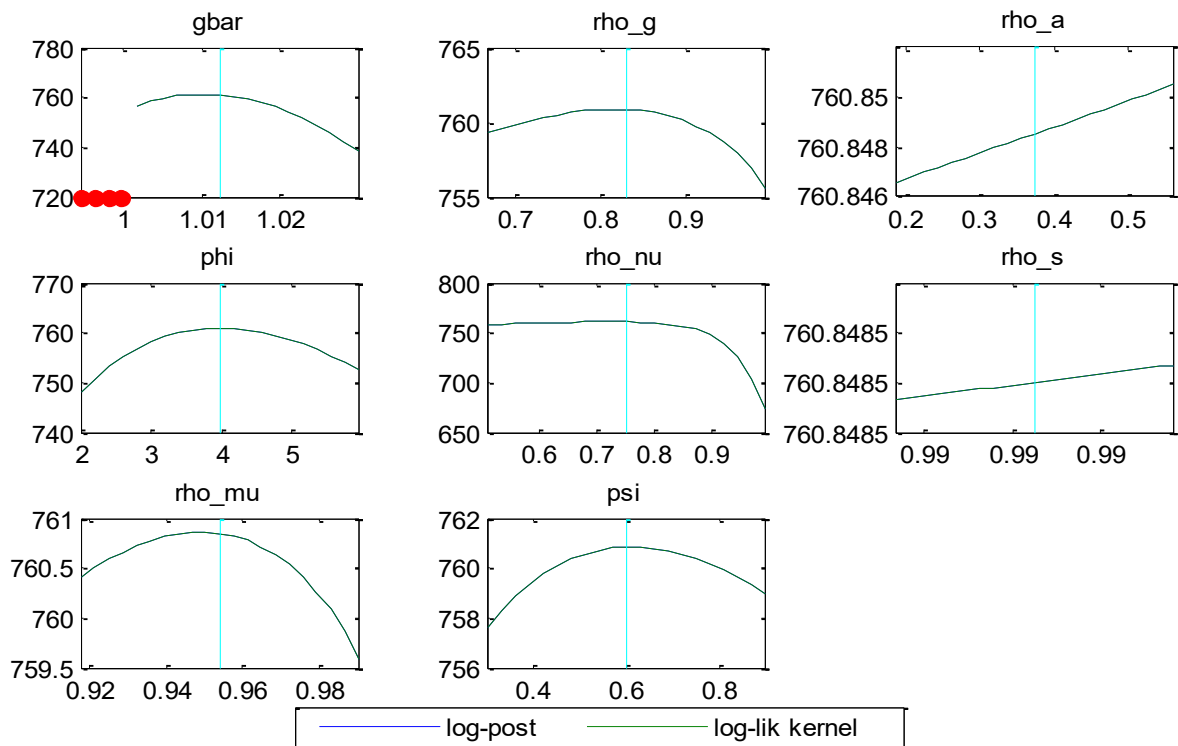
Gráfica 12. Distribuciones prior de los parámetros del modelo – Distribución Uniforme



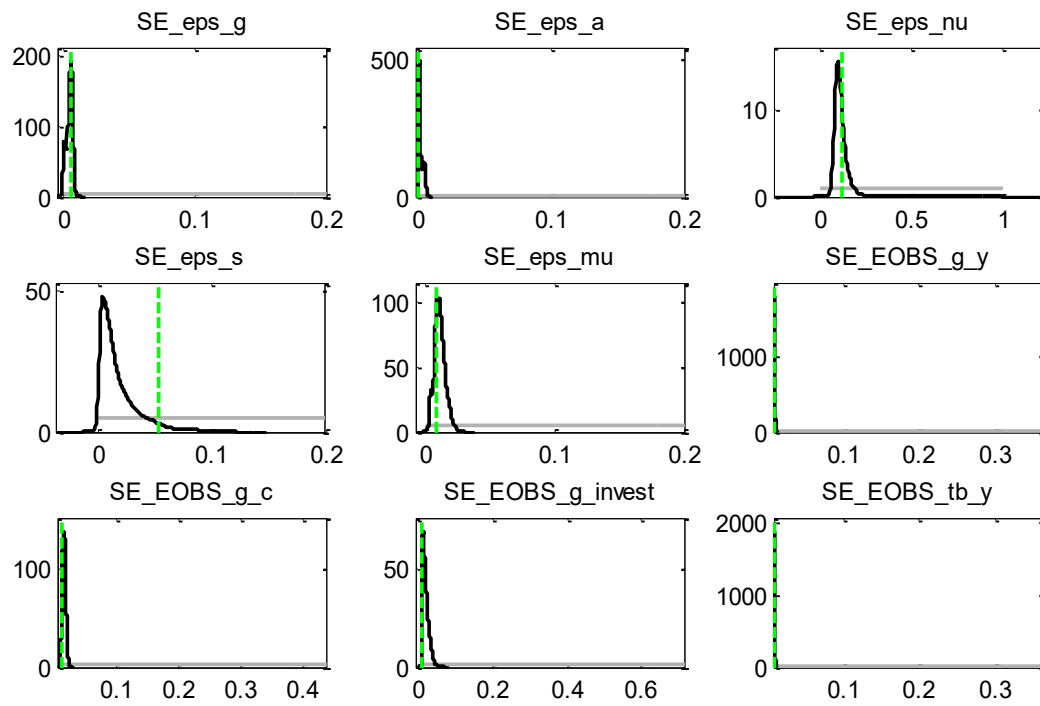
Gráfica 13. Distribuciones prior de los parámetros del modelo 2 – Distribución Uniforme



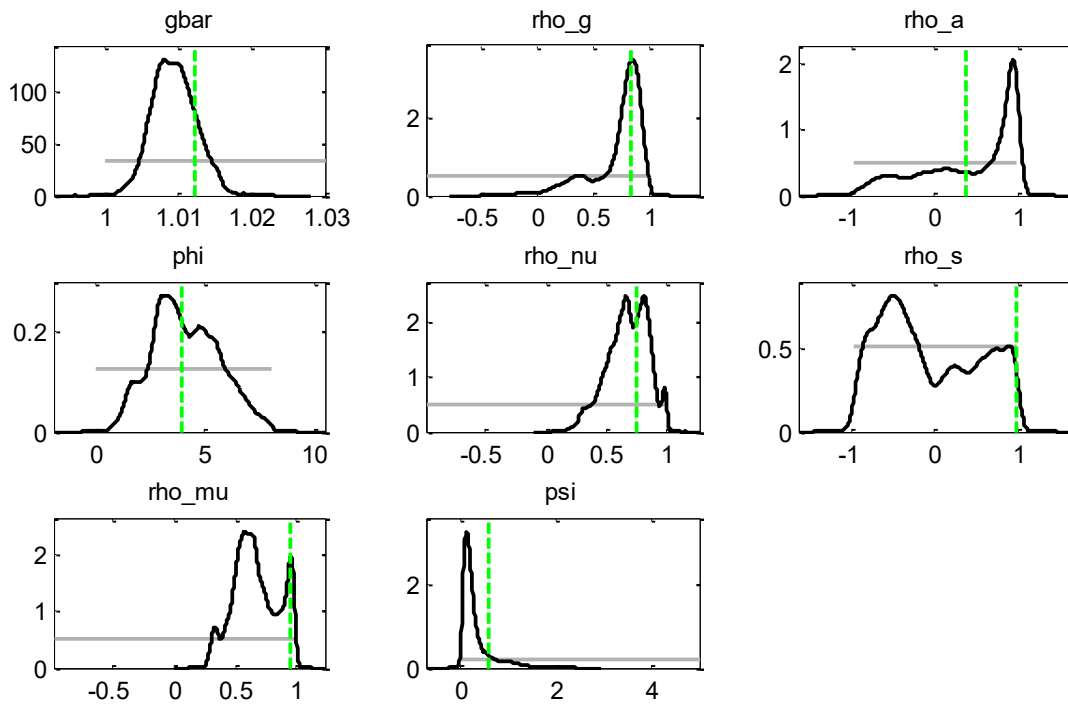
Gráfica 14. Moda de las distribuciones de los parámetros del modelo



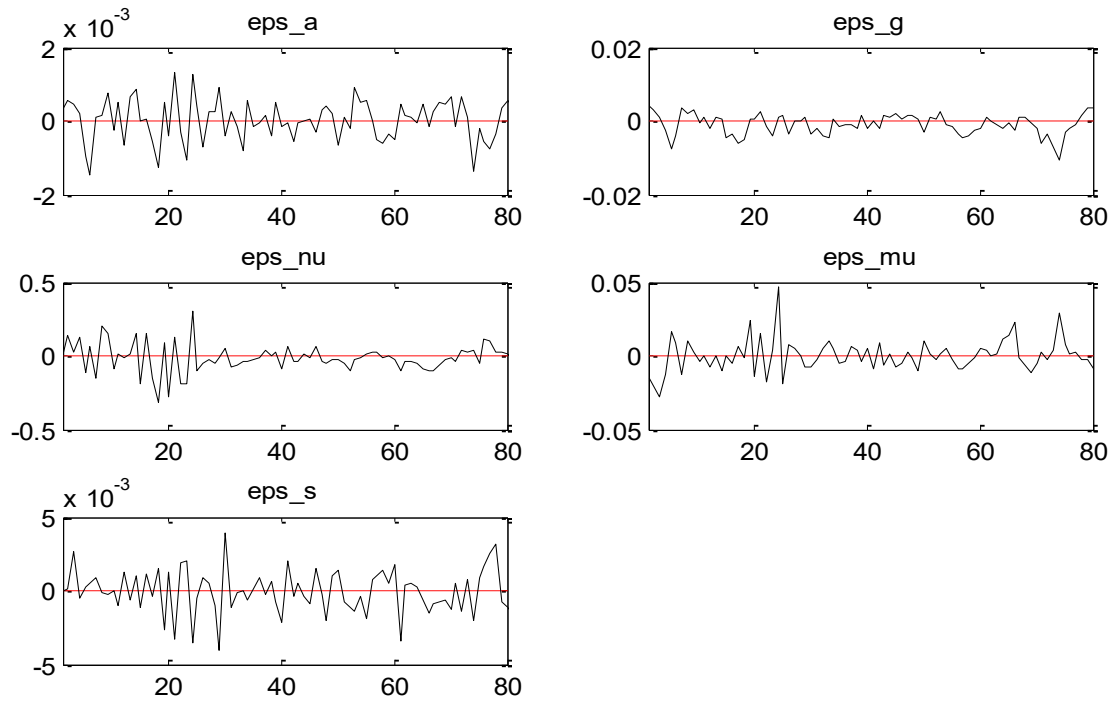
Gráfica 15 Moda de las distribuciones de los parámetros del modelo2



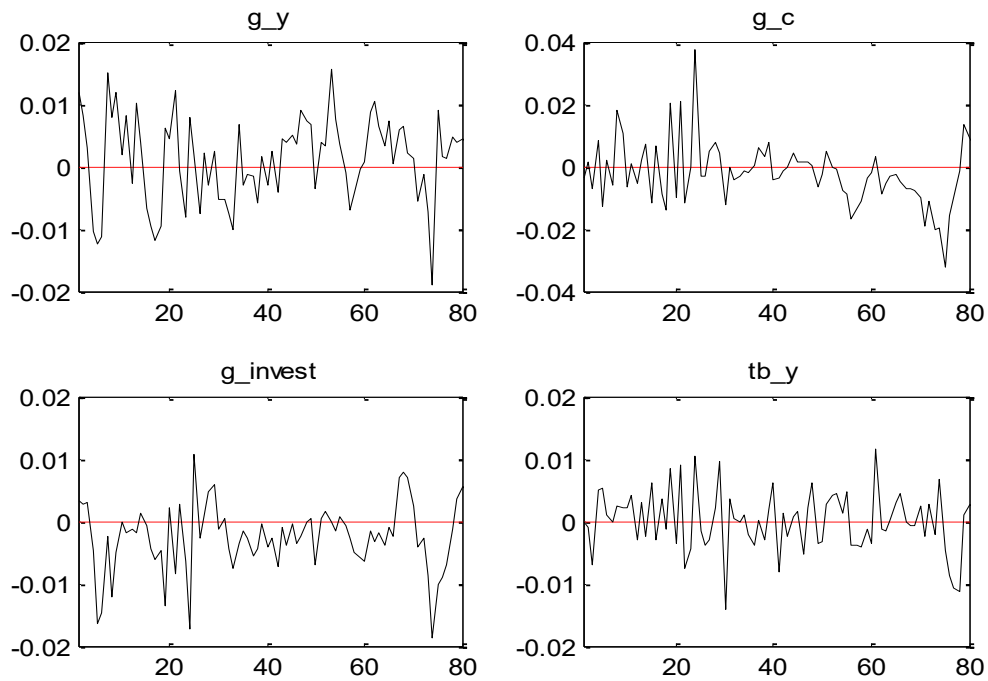
Gráfica 16. Distribuciones Prior y posterior



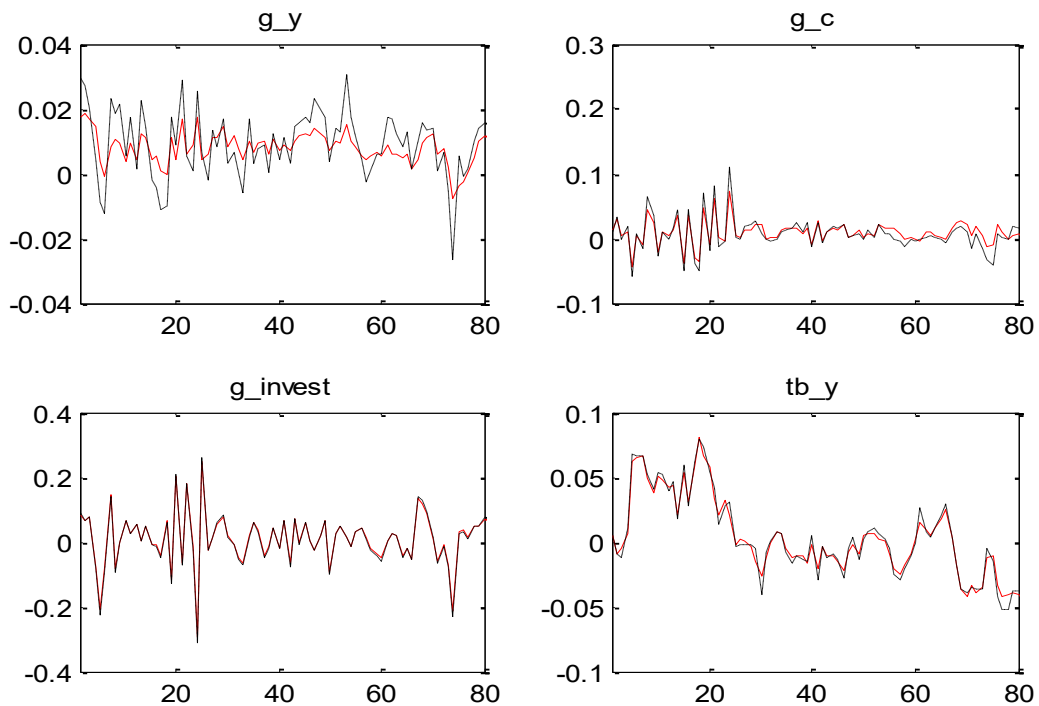
Gráfica 17 Distribuciones Prior y posterior2



Gráfica 18. Shocks suavizados



Gráfica 19. Errores de las observaciones suavizados



Gráfica 20. Comportamiento histórico de las tasas de crecimiento suavizado.

Salidas complementarias del modelo de ciclos económicos reales (RBC)

MODEL SUMMARY

Number of variables: 17
 Number of stochastic shocks: 4
 Number of state variables: 9
 Number of jumpers: 5
 Number of static variables: 6

MATRIX OF COVARIANCE OF EXOGENOUS SHOCKS

Variables	eps_a	eps_g	eps_nu	eps_mu
eps_a	0.000729	0.000000	0.000000	0.000000
eps_g	0.000000	0.000900	0.000000	0.000000

eps_nu	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
eps_mu	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

POLICY AND TRANSITION FUNCTIONS

	g_y	g_c	g_invest	tb_y
Constant	0.027615	0.027615	0.027615	0.005262
c(-1)	0	-1.000000	0	0
d(-1)	0	-0.005910	-0.000085	0.005278
y(-1)	-1.000000	0	0	0
invest(-1)	0	0	-1.000000	0
mu(-1)	0	-0.754082	-8.438061	1.542623
nu(-1)	0	0.104479	-0.000588	-0.093093
k(-1)	0.589474	0.545610	-0.313230	0.132212
a(-1)	1.288421	0.961309	1.802455	0.238636
g(-1)	1.906442	2.362337	5.492023	-0.776285
eps_a	1.684211	1.256614	2.356150	0.311943
eps_g	1.094737	1.645334	5.425149	-0.937542
eps_nu	0	0.122869	-0.000691	-0.109479
eps_mu	0	-0.831583	-9.305287	1.701167

THEORETICAL MOMENTS

VARIABLE	MEAN	STD. DEV.	VARIANCE
g_y	0.0276	0.0661	0.0044
g_c	0.0276	0.0620	0.0038
g_invest	0.0276	0.1769	0.0313
tb_y	0.0053	2.3897	5.7105

VARIANCE DECOMPOSITION (in percent)

	eps_a	eps_g	eps_nu	eps_mu
g_y	51.49	48.51	0.00	0.00
g_c	30.94	69.06	0.00	0.00
g_invest	14.93	85.07	0.00	0.00
tb_y	4.55	95.45	0.00	0.00

MATRIX OF CORRELATIONS

Variables	g_y	g_c	g_invest	tb_y
g_y	1.0000	0.9084	0.7556	0.0092
g_c	0.9084	1.0000	0.9542	0.0102
g_invest	0.7556	0.9542	1.0000	-0.0116
tb_y	0.0092	0.0102	-0.0116	1.0000

COEFFICIENTS OF AUTOCORRELATION

Order	1	2	3	4	5
g_y	0.2713	0.2500	0.2294	0.2100	0.1916
g_c	0.1090	0.1009	0.0929	0.0853	0.0781
g_invest	0.0234	0.0174	0.0125	0.0085	0.0053
tb_y	0.9999	0.9998	0.9996	0.9995	0.9993

	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Standard Deviations:		6.6071	6.1985	17.6878	
238.9671					
Correlation with g_y:		1.0000	0.9084	0.7556	0.0092
First Order Autocorr.:		0.2713	0.1090	0.0234	0.9999
Second Order Autocorr.:		0.2500	0.1009	0.0174	0.9998
Third Order Autocorr.:		0.2294	0.0929	0.0125	0.9996
Fourth Order Autocorr.:		0.2100	0.0853	0.0085	0.9995
Correlation with TB/Y:		0.0092	0.0102	-0.0116	1.0000
	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Non-stationary TFP:		48.5091	69.0645	85.0721	95.4546
Stationary TFP:	51.4909	30.9355	14.9279	4.5454	

Preference: 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
Country Premium: 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000
Ex. Spending: Initial value of the log posterior (or likelihood):

521.1733

=====

Change in the posterior covariance matrix = 1.7934.

Change in the posterior mean = 0.60272.

Mode improvement = 1.1081

New value of jscale = 0.36401

=====

Optimal value of the scale parameter = 0.36401

Final value of minus the log posterior (or likelihood):-736.499657

MODE CHECK

Fval obtained by the minimization routine (minus the posterior/likelihood): -
736.499657

RESULTS FROM POSTERIOR ESTIMATION

parameters

	prior mean	mode	s.d.	prior	pstdev
gbar	1.015	1.0112	0.0013	unif	0.0087
rho_g	0.000	0.9657	0.0362	unif	0.5716
rho_a	0.000	0.8910	0.5025	unif	0.5716
phi	4.000	8.0000	2.3830	unif	2.3094

standard deviation of shocks

	prior mean	mode	s.d.	prior	pstdev
--	------------	------	------	-------	--------

eps_g 0.100 0.0060 0.0013 unif 0.0577
 eps_a 0.100 0.0027 0.0011 unif 0.0577

standard deviation of measurement errors

prior mean mode s.d. prior pstdev

g_y 0.185 0.0100 0.0006 unif 0.1012
 g_c 0.223 0.0210 0.0028 unif 0.1229
 g_invest 0.362 0.0794 0.0132 unif 0.2033
 tb_y 0.185 0.0100 0.0010 unif 0.1012

Log data density [Laplace approximation] is 696.380287.

Estimation::mcmc: Number of mh files: 192 per block.

Estimation::mcmc: Total number of generated files: 192.

Estimation::mcmc: Total number of iterations: 2000000.

Estimation::mcmc: Current acceptance ratio per chain:

Chain 1: 31.9582%

Geweke (1992) Convergence Tests, based on means of draws 1000000 to 1200000 vs 1500000 to 2000000.

Parameter	Post. Mean	Post. Std	p-val No Taper	p-val 4% Taper	p-val 8% Taper	p-val 15% Taper
SE_eps_g	0.005	0.001	0.000	0.277	0.264	0.245
SE_eps_a	0.001	0.001	0.000	0.040	0.045	0.037
SE_EOBS_g_y	0.011	0.001	0.560	0.959	0.959	0.952
SE_EOBS_g_c	0.024	0.003	0.000	0.075	0.078	0.078

SE_EOBS_g_invest	0.073	0.012	0.000	0.021	
0.007	0.001				
SE_EOBS_tb_y	0.011	0.001	0.000	0.307	
0.329	0.334				
gbar	1.011	0.001	0.000	0.137	0.130
0.068					
rho_g	0.935	0.034	0.000	0.734	0.721
0.727					
rho_a	0.363	0.520	0.000	0.257	0.235
0.211					
phi	4.239	2.341	0.000	0.098	0.101
0.116					

Estimation::mcmc: Total number of MH draws per chain: 2000000.

Estimation::mcmc: Total number of generated MH files: 192.

Estimation::mcmc: I'll use mh-files 96 to 192.

Estimation::mcmc: In MH-file number 96 I'll start at line 10386.

Estimation::mcmc: Finally I keep 1000000 draws per chain.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is 694.203794.

parameters

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
gbar	1.015	1.0115	1.0094	1.0135	unif	0.0087
rho_g	0.000	0.9347	0.8887	0.9884	unif	0.5716
rho_a	0.000	0.3608	-0.4641	0.9900	unif	0.5716
phi	4.000	4.2234	0.8689	7.9966	unif	2.3094

standard deviation of shocks

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
eps_g	0.100	0.0054	0.0032	0.0075	unif	0.0577
eps_a	0.100	0.0013	0.0000	0.0028	unif	0.0577

standard deviation of measurement errors

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
g_y	0.185	0.0107	0.0100	0.0115	unif	0.1012
g_c	0.223	0.0239	0.0194	0.0283	unif	0.1229
g_invest	0.362	0.0725	0.0510	0.0920	unif	0.2033
tb_y	0.185	0.0113	0.0100	0.0127	unif	0.1012

	g_y	g_c	g_inv	TB/Y
Standard Deviations:	11.3160	8.6659	35.0043	1201.2233

Standard Deviations_median:	9.9648	8.3073	24.4668	736.1986
-----------------------------	--------	--------	---------	----------

Correlation with g_y:	1.0000	0.8129	0.3798	0.0734
Correlation with g_y_median:	1.0000	0.8108	0.5726	0.0466
First Order Autocorr.:	0.4625	0.2000	0.1135	0.9999
Second Order Autocorr.:	0.5966	0.2675	0.1184	0.9998
Third Order Autocorr.:	0.5088	0.2210	0.1077	0.9998
Fourth Order Autocorr.:	0.5377	0.2414	0.1080	0.9997
Correlation with TB/Y:	0.0734	0.0975	0.0115	1.0000
First Order Autocorr.median:	0.5459	0.2077	0.1212	1.0000
Second Order Autocorr.median:	0.5974	0.2454	0.1170	0.9999
Third Order Autocorr.median:	0.5333	0.2122	0.1047	0.9998
Fourth Order Autocorr.median:	0.5285	0.2206	0.0999	0.9998
Correlation with TB/Y median:	0.0466	0.0569	0.0013	1.0000

	g_y	g_c	g_inv	TB/Y
--	-----	-----	-------	------

Non-stationary TFP:	65.5780	80.8467	93.4645	99.5520
Stationary TFP:	34.4220	19.1533	6.5355	0.4480
Preference:	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Country Premium:	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Non-stationary TFP_median:	67.6592	82.6171	97.2374	99.8891
Stationary TFP_median:	32.3408	17.3829	2.7626	0.1109
Preference_median:	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Country Premium:	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Total computing time : 20h44m17s

Salidas complementarias modelo con fricciones financieras (FF)

MODEL SUMMARY

Number of variables: 18
Number of stochastic shocks: 5
Number of state variables: 10
Number of jumpers: 5
Number of static variables: 6

MATRIX OF COVARIANCE OF EXOGENOUS SHOCKS

Variables	eps_a	eps_g	eps_nu	eps_mu	eps_s
eps_a	0.001093	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
eps_g	0.000000	0.000112	0.000000	0.000000	0.000000
eps_nu	0.000000	0.000000	0.290628	0.000000	0.000000
eps_mu	0.000000	0.000000	0.000000	0.003271	0.000000
eps_s	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000355

POLICY AND TRANSITION FUNCTIONS

	g_y	g_c	g_invest	tb_y
Constant	0.009842	0.009842	0.009842	0.003869
c(-1)	0	-1.000000	0	0
d(-1)	0	-0.011284	-0.089952	0.017305
y(-1)	-1.000000	0	0	0

invest(-1)	0	0	-1.000000	0
mu(-1)	0	-0.247089	-3.670293	0.539309
nu(-1)	0	0.071465	-0.286964	-0.028811
s(-1)	0	-0.009026	-0.047770	-0.013043
k(-1)	0.589474	0.680217	0.220632	0.034576
a(-1)	1.456121	1.426573	3.133005	0.039696
g(-1)	1.353630	1.299109	1.730710	0.049501
eps_a	1.684211	1.650034	3.623765	0.045915
eps_g	1.094737	0.925955	2.262066	0.153241
eps_nu	0	0.084044	-0.337474	-0.033882
eps_mu	0	-0.272483	-4.047509	0.594737
eps_s	0	-0.044020	-0.232985	-0.063612

THEORETICAL MOMENTS

VARIABLE	MEAN	STD. DEV.	VARIANCE
g_y	0.0098	0.0606	0.0037
g_c	0.0098	0.0828	0.0068
g_invest	0.0098	0.3621	0.1311
tb_y	0.0039	0.0526	0.0028

VARIANCE DECOMPOSITION (in percent)

	eps_a	eps_g	eps_nu	eps_mu	eps_s
g_y	86.16	3.85	7.80	2.19	0.00
g_c	44.15	1.44	49.76	4.65	0.01
g_invest	11.42	0.47	28.46	59.63	0.02
tb_y	0.66	0.22	24.44	74.61	0.08

MATRIX OF CORRELATIONS

Variables	g_y	g_c	g_invest	tb_y
g_y	1.0000	0.7440	0.2569	-0.0426
g_c	0.7440	1.0000	0.1262	-0.3514
g_invest	0.2569	0.1262	1.0000	-0.1562
tb_y	-0.0426	-0.3514	-0.1562	1.0000

COEFFICIENTS OF AUTOCORRELATION

Order	1	2	3	4	5
g_y	0.0384	0.0355	0.0284	0.0211	0.0146
g_c	-0.0148	-0.0032	0.0002	0.0002	-0.0010
g_invest	-0.0934	-0.0663	-0.0502	-0.0399	-0.0328
tb_y	0.5128	0.2930	0.1914	0.1423	0.1167

	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Standard Deviations:		6.0647	8.2760	36.2085	5.2560
Correlation with g_y:		1.0000	0.7440	0.2569	-0.0426
First Order Autocorr.:		0.0384	-0.0148	-0.0934	0.5128
Second Order Autocorr.:		0.0355	-0.0032	-0.0663	0.2930
Third Order Autocorr.:		0.0284	0.0002	-0.0502	0.1914
Fourth Order Autocorr.:		0.0211	0.0002	-0.0399	0.1423
Correlation with TB/Y:		-0.0426	-0.3514	-0.1562	1.0000
	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Non-stationary TFP:		3.8515	1.4413	0.4708	0.2161
Stationary TFP:	86.1578	44.1450	11.4175	0.6626	
Preference:	7.8006	49.7554	28.4570	24.4370	
Country Premium:	2.1881	4.6477	59.6336	74.6058	
Ex. Spending:	0.0019	0.0106	0.0212	0.0787	

Initial value of the log posterior (or likelihood): 531.5228

=====
 Change in the posterior covariance matrix = 1.1198.
 Change in the posterior mean = 1.6886.
 Mode improvement = 1.2993
 New value of jscale = 0.084205
 =====

Optimal value of the scale parameter = 0.084205
 Final value of minus the log posterior (or likelihood):-760.848535

MODE CHECK

Fval obtained by the minimization routine (minus the posterior/likelihood): -760.848535

RESULTS FROM POSTERIOR ESTIMATION

parameters

	prior mean	mode	s.d.	prior	pstdev
gbar	1.015	1.0122	0.0021	unif	0.0087
rho_g	0.000	0.8286	0.1235	unif	0.5716
rho_a	0.000	0.3731	0.1536	unif	0.5716
phi	4.000	3.9671	0.3232	unif	2.3094
rho_nu	0.000	0.7503	0.0920	unif	0.5716
rho_s	0.000	0.9900	0.1194	unif	0.5716
rho_mu	0.000	0.9538	0.0402	unif	0.5716
psi	2.500	0.5977	0.5293	unif	1.4434

standard deviation of shocks

	prior mean	mode	s.d.	prior	pstdev
eps_g	0.100	0.0069	0.0050	unif	0.0577
eps_a	0.100	0.0001	0.0052	unif	0.0577
eps_nu	0.500	0.1173	0.2519	unif	0.2887
eps_s	0.100	0.0528	0.0172	unif	0.0577
eps_mu	0.100	0.0089	0.0074	unif	0.0577

standard deviation of measurement errors

	prior mean	mode	s.d.	prior	pstdev
g_y	0.185	0.0100	0.0015	unif	0.1012
g_c	0.223	0.0108	0.0036	unif	0.1229
g_invest	0.362	0.0100	0.0122	unif	0.2033
tb_y	0.185	0.0100	0.0006	unif	0.1012

Log data density [Laplace approximation] is 701.754909.

Estimation::mcmc: Number of mh files: 304 per block.

Estimation::mcmc: Total number of generated files: 304.

Estimation::mcmc: Total number of iterations: 2000000.

Estimation::mcmc: Current acceptance ratio per chain:

Chain 1: 30.4418%

Geweke (1992) Convergence Tests, based on means of draws 1000000 to 1200000 vs 1500000 to 2000000.

p-values are for Chi2-test for equality of means.

Parameter	Post. Mean	Post. Std	p-val No Taper	p-val 4% Taper
SE_eps_g 0.028	0.005	0.002	0.000	0.000
SE_eps_a 0.015	0.002	0.002	0.000	0.000
SE_eps_nu 0.026	0.121	0.080	0.000	0.004
SE_eps_s 0.002	0.020	0.019	0.000	0.000
SE_eps_mu 0.440	0.011	0.004	0.000	0.324
SE_EOBS_g_y 0.159	0.010	0.000	0.000	0.170
SE_EOBS_g_c 0.003	0.015	0.003	0.000	0.002
SE_EOBS_g_invest 0.403	0.020	0.008	0.000	0.347
SE_EOBS_tb_y 0.245	0.010	0.000	0.000	0.207
gbar 0.245	1.009	0.003	0.000	0.071
rho_g 0.060	0.632	0.372	0.000	0.001
rho_a 0.068	0.452	0.547	0.000	0.005
phi 0.125	3.842	1.464	0.000	0.025
rho_nu 0.154	0.686	0.153	0.000	0.020
rho_s 0.000	0.136	0.629	0.000	0.000
rho_mu 0.326	0.674	0.200	0.000	0.089
psi 0.022	0.286	0.303	0.000	0.000

Estimation::mcmc: Total number of MH draws per chain: 2000000.

Estimation::mcmc: Total number of generated MH files: 304.

Estimation::mcmc: I'll use mh-files 152 to 304.

Estimation::mcmc: In MH-file number 152 I'll start at line 6572.

Estimation::mcmc: Finally I keep 1000000 draws per chain.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is 706.012028.

parameters

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
gbar	1.015	1.0094	1.0048	1.0144	unif	0.0087
rho_g	0.000	0.7064	0.3205	0.9768	unif	0.5716
rho_a	0.000	0.4068	-0.5212	0.9900	unif	0.5716
phi	4.000	4.1323	1.5007	6.4969	unif	2.3094
rho_nu	0.000	0.6742	0.4491	0.9887	unif	0.5716
rho_s	0.000	-0.0677	-0.9266	0.8495	unif	0.5716
rho_mu	0.000	0.6658	0.4400	0.9900	unif	0.5716
psi	2.500	0.2933	0.0013	0.7239	unif	1.4434

standard deviation of shocks

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
eps_g	0.100	0.0050	0.0005	0.0082	unif	0.0577
eps_a	0.100	0.0019	0.0000	0.0046	unif	0.0577
eps_nu	0.500	0.1272	0.0626	0.1660	unif	0.2887
eps_s	0.100	0.0169	0.0000	0.0410	unif	0.0577
eps_mu	0.100	0.0114	0.0038	0.0177	unif	0.0577

standard deviation of measurement errors

	prior mean	post. mean	90% HPD interval		prior	pstdev
--	------------	------------	------------------	--	-------	--------

g_y	0.185	0.0104	0.0100	0.0110	unif	0.1012
g_c	0.223	0.0152	0.0106	0.0193	unif	0.1229
g_invest	0.362	0.0199	0.0100	0.0317	unif	0.2033
tb_y	0.185	0.0104	0.0100	0.0111	unif	0.1012

	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Standard Deviations:		9.2244	11.8195	53.2380	19.0816
Standard Deviations_median:		6.6950	11.7838	42.1353	16.0797
Correlation with g_y:		1.0000	0.5073	-0.0009	0.0621
Correlation with g_y_median:		1.0000	0.4826	0.0552	0.0113
First Order Autocorr.:		-0.1743	-0.1607	-0.1772	0.7798
Second Order Autocorr.:		0.1228	-0.0100	-0.1001	0.6919
Third Order Autocorr.:		-0.0199	-0.0474	-0.0649	0.6013
Fourth Order Autocorr.:		0.0629	0.0072	-0.0389	0.5655
Correlation with TB/Y:		0.0621	-0.1844	-0.1991	1.0000
First Order Autocorr.median:		-0.0618	-0.1458	-0.1800	0.8013
Second Order Autocorr.median:		0.0691	-0.0427	-0.1061	0.6958
Third Order Autocorr.median:		0.0164	-0.0369	-0.0671	0.6035
Fourth Order Autocorr.median:		0.0325	-0.0143	-0.0429	0.5597
Correlation with TB/Y median:		0.0113	-0.2364	-0.1859	1.0000
	g_y	g_c	g_inv	TB/Y	
Non-stationary TFP:		4.6154	2.1923	1.4586	6.0565
Stationary TFP:	87.4748	26.7843	5.6252	8.8925	
Preference:	1.0186	66.4149	3.6773	53.0947	
Country Premium:	6.8911	4.6027	89.2379	31.9139	
Non-stationary TFP_median:	3.9134	1.5304	1.2147	2.4628	
Stationary TFP_median:	89.1060	23.0830	3.8593	6.2210	
Preference_median:	0.8319	70.9618	2.0763	56.9575	
Country Premium:	4.5081	3.5848	89.8739	23.5270	
Ex. Spending:	0.0002	0.0058	0.0010	0.0425	
Ex. Spending:	0.0001	0.0017	0.0005	0.0288	

Total computing time : 25h09m19s